

## تخمین اقتصادی ذخیره موردنیاز مزارع بادی با به کارگیری شبکه عصبی

### در پیش بینی سرعت باد

سام خسروی<sup>۱</sup>، محمدرضا عمارتی<sup>۲</sup>، روح الله فدایی نژاد<sup>۳\*</sup>، فرشید کی نیا<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

sam.khosravi@yahoo.com

<sup>۲</sup> دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

mr.emarati@yahoo.com

<sup>۳</sup> دانشیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

rfadaein@kgut.ac.ir

<sup>۴</sup> استادیار پژوهشگاه علوم و تکنولوژی پیشرفته و علوم محیطی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

f.keynia@kgut.ac.ir

چکیده: امروزه گسترش به کارگیری منابع انرژی تجدیدپذیر به ویژه باد در تولید انرژی الکتریکی، موجب افزایش احتمال عدم تعادل بین میزان تولید و مقدار مصرف انرژی الکتریکی شده است. از این رو تخمین دقیق میزان ذخیره موردنیاز مزارع بادی و کاهش هزینه تأمین آن در سیستم های قدرت با نفوذ بالای انرژی باد، اهمیت بسیار فراوانی دارد. در این مقاله، با به کارگیری یک شیوه احتمالاتی، میزان ذخیره موردنیاز یک مزرعه بادی تخمین زده شده است. ذخیره موردنیاز مزرعه بادی به دو دسته تقسیم شده است که توسط منابع ذخیره پاسخ سریع و منابع ذخیره پاسخ آهسته تأمین می شود. در واقع هدف از این تقسیم بندی، کاهش هزینه تأمین ذخیره از طریق کاهش استفاده از منابع ذخیره پاسخ سریع است که در مقایسه با منابع ذخیره پاسخ آهسته گران ترند. پیش بینی سرعت باد توسط روش  $ARIMA^1$  و روش شبکه عصبی مصنوعی<sup>۲</sup>، با استفاده از داده های واقعی اندازه گیری شده مربوط به یک مزرعه بادی نمونه در ایالت پنسیلوانیا آمریکا انجام شده است. در این مطالعه، با به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی که یک روش مبتنی بر هوش مصنوعی است و نسبت به روش آماری و مرسوم  $ARIMA$ ، از دقت بیشتری برخوردار است، میزان ذخیره موردنیاز مزرعه بادی و هزینه تأمین این رزرو نیز کاهش خواهد یافت.

واژه های کلیدی: پیش بینی سرعت باد، ذخیره، عدم قطعیت تولید انرژی باد، مزرعه بادی، هزینه تأمین ذخیره.

## ۱. مقدمه

روش‌های مختلف مدل‌سازی مزارع بادی شبیه‌سازی شده و ظرفیت ذخیره چرخان موردنیاز به‌دست‌آمده در هرکدام از این روش‌های مدل‌سازی با یکدیگر مقایسه شده است. در مرجع [۱۰] نیز با استفاده از روشی مبتنی بر آنالیز هزینه-منفعت به تعیین ذخیره چرخان بهینه پرداخته شده است. در این روش، به مصالحه بین میزان ذخیره و هزینه تأکید شده است.

در سیستم‌های قدرت دارای نفوذ بالای انرژی باد، همانند PJM<sup>۲</sup> که یک بازار برق رقابتی کامل است، کاهش عدم قطعیت، ذخیره و... از جمله سرویس‌هایی است که در بازار خدمات جانبی PJM ارائه می‌شود. در این مقاله تلاش شده است که با مقایسه میزان ذخیره محاسبه‌شده از طریق روش‌های پیش‌بینی ARIM و شبکه عصبی مصنوعی و هزینه تأمین ذخیره ناشی از هر یک از این دو روش، مدل دقیق‌تری به‌منظور کاهش عدم قطعیت تولید و تخمین میزان ذخیره موردنیاز مزارع بادی معرفی شود. همچنین ذخیره موردنیاز مزرعه بادی به دو دسته تقسیم شده است که توسط منابع ذخیره پاسخ سریع و منابع ذخیره پاسخ آهسته تأمین می‌شود. در واقع هدف از این تقسیم‌بندی، کاهش هزینه تأمین ذخیره از طریق کاهش استفاده از منابع ذخیره پاسخ سریع است که در مقایسه با منابع ذخیره پاسخ آهسته، منابعی گران‌قیمت محسوب می‌شوند. در این مطالعه، ذخیره اولیه به دلیل اینکه معمولاً به پاسخ زمانی کمتر از یک دقیقه نیاز دارد و همچنین توان تولیدی مزارع بادی که توربین‌های آن‌ها در محیط وسیعی به‌صورت پراکنده نصب شده‌اند در طول یک دقیقه تغییرات زیادی ندارد [۱۱]، موردبررسی قرار نگرفته است.

ساختار مقاله در ادامه بدین صورت است که در بخش ۲ سیستم مورد مطالعه معرفی شده است. در بخش ۳ درباره دو روش پیش‌بینی سرعت باد، شبکه عصبی مصنوعی و روش پیش‌بینی ARIMA توضیحاتی ارائه شده است. روش تعیین میزان ذخیره مزارع بادی نیز در بخش ۴ بر روی مزرعه بادی نمونه ارائه شده است. بخش ۵ نیز بخش نتایج است که شامل مقادیر ذخیره موردنیاز مزرعه بادی و هزینه تأمین آن‌ها می‌شود. در بخش آخر نیز به نتیجه‌گیری درباره فواید تقسیم‌بندی ذخیره موردنیاز مزرعه بادی و هزینه تأمین ذخیره پرداخته شده است.

## ۲. سیستم مورد مطالعه

در این مقاله، به‌منظور محاسبه ذخیره موردنیاز مزرعه بادی از داده‌های سرعت باد ایالت پنسیلوانیا که به‌منظور انجام مطالعات یکپارچه‌سازی

امروزه با توجه به افزایش آلودگی محیط‌زیست و همچنین افزایش قیمت سوخت‌های فسیلی، استفاده از منابع گوناگون انرژی تجدیدپذیر بسیار موردتوجه قرار گرفته است. میزان تولید برق توسط بعضی از این منابع انرژی تجدیدپذیر به اقلیم آب‌وهوایی، موقعیت جغرافیایی و... بستگی دارد. در چنین وضعیتی، با بهره‌برداری از این منابع، طبیعتاً میزان عدم قطعیت تولید در سیستم‌های قدرت افزایش خواهد یافت. به‌علاوه، بهره‌برداری از این منابع باعث ایجاد نگرانی‌هایی درخصوص قابلیت اطمینان و امنیت سیستم‌های قدرت شده است. انرژی باد نیز به‌عنوان یکی از منابع انرژی تجدیدپذیر، از این قاعده مستثنی نیست. ماهیت متغیر و غیرقطعی انرژی باد، باعث می‌شود که توان تولیدشده در مزارع بادی، نوسان زیادی داشته باشد و یا در شرایطی همانند وزش شدید یا حتی خیلی ملایم باد، توربین قادر به تولید توان الکتریکی نباشد؛ بنابراین برای تأمین توان مصرفی به یک پشتیبان نیاز است که از آن به‌عنوان ذخیره یاد می‌شود. به‌طور کلی، ذخیره به ظرفیت توان تولیدی گفته می‌شود که در زمان نیاز برای بازگرداندن سیستم به حالت تعادل بین تولید و مصرف به‌صورت بالارونده<sup>۱</sup> یا پایین‌رونده<sup>۲</sup> فعال شده و به‌کار برده می‌شود [۱].

در گذشته روش‌های به‌کارگرفته‌شده برای تعیین مقدار ذخیره در سیستم‌های قدرت، دارای فرایندهای نسبتاً ساده و به‌طور عمده قطعی بودند؛ بدین صورت که در بسیاری از سیستم‌ها مقدار ذخیره برابر با توان بزرگ‌ترین واحد تولیدی آنلاین در نظر گرفته می‌شد؛ اما به‌تدریج با افزایش میزان نفوذ انرژی باد، فرایند تعیین ذخیره در سیستم‌های قدرت پیچیده‌تر شد. در [۲] عوامل تأثیرگذار در تعیین میزان ذخیره موردنیاز سیستم‌های قدرت، دارای واحدهای بادی معرفی شده است. در مراجع [۳ و ۴] نیز به طبقه‌بندی انواع ذخیره پرداخته شده و ذخیره از نظر نوع کاربرد، زمان پاسخگویی و... طبقه‌بندی شده است؛ همچنین در مراجع [۵-۷] روش‌های مختلفی برای تخصیص ذخیره چرخان در سیستم‌های قدرت با نفوذ بالای انرژی باد ارائه شده است. در مرجع [۸] با استفاده از یک مدل احتمالاتی برای توان تولیدی باد و همچنین بار سیستم قدرت، میزان ذخیره چرخان یک مزرعه بادی محاسبه شده است. در اوایل قرن ۲۱ میلادی، مدل‌سازی مزارع بادی به یکی از مباحث جذاب علمی در زمینه انرژی باد تبدیل شد. در مرجع [۹] یک مزرعه بادی شامل ۳۹ توربین که ظرفیت هرکدام یک گیگاوات است، با

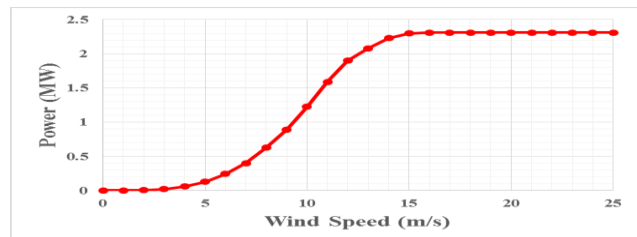
1. Upward  
2. Downward

جدول (۱): داده های مربوط به نمودار میزان توان تولید توربین بادی برحسب سرعت باد

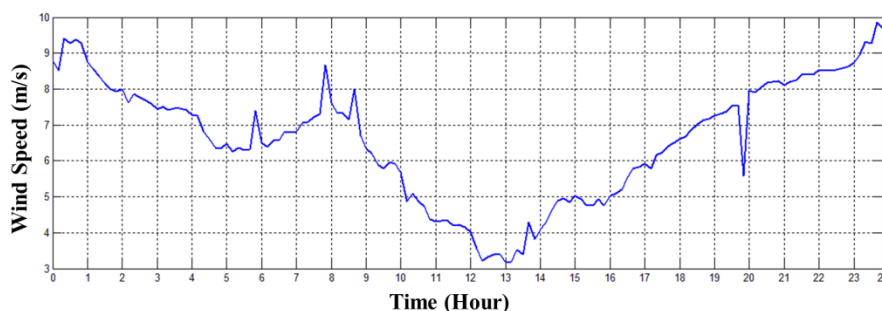
سرعت باد (m/s)	توان خروجی (MW)
۰	۰
۱	۰
۲	۰/۰۰۲
۳	۰/۰۱۸
۴	۰/۰۵۶
۵	۰/۱۲۷
۶	۰/۲۴
۷	۰/۴
۸	۰/۶۲۶
۹	۰/۸۹۲
۱۰	۱/۲۲۳
۱۱	۱/۵۹
۱۲	۱/۹
۱۳	۲/۰۸
۱۴	۲/۲۳
۱۵	۲/۳
۱۶	۲/۳۱
۱۷	۲/۳۱
۱۸	۲/۳۱
۱۹	۲/۳۱
۲۰	۲/۳۱
۲۱	۲/۳۱
۲۲	۲/۳۱
۲۳	۲/۳۱
۲۴	۲/۳۱
۲۵	۲/۳۱

انرژی باد و برآورد میزان توان تولیدی بادی از مزرعه بادی جمع آوری گردیده، استفاده شده است [۱۲]. مقادیر سرعت باد منطقه ای با طول جغرافیایی ۷۹/۴۹۰۷۷- و عرض جغرافیایی ۴۰/۰۵۸۸۶ در ایالت پنسیلوانیا به صورت هر ۱۰ دقیقه یک بار اندازه گیری و ثبت شده است. پیش بینی سرعت باد به منظور تخمین ذخیره مزرعه بادی به صورت ساعتی و در ارتفاع ۱۰۰ متری برای مدت یک سال انجام گرفته است. میانگین سرعت باد این منطقه در طول سال حدود ۶/۴ متر بر ثانیه است؛ این میانگین سرعت باد نشان دهنده این است که این منطقه از پتانسیل باد خوبی برای تولید توان از طریق توربین های بادی برخوردار است. ظرفیت نامی مزرعه بادی نمونه برابر با ۲۹۴/۴ مگاوات در نظر گرفته شده که از ۱۲۸ توربین بادی ۲/۳ مگاواتی ساخت شرکت ENERCON کشور آلمان مدل E-70 تشکیل شده است. مشخصه توان خروجی- سرعت باد توربین بادی در شکل (۱) نشان داده شده است. داده های مربوط به نمودار میزان توان تولیدی توربین بادی برحسب سرعت باد در جدول (۱) ارائه شده است.

پروفیل سرعت واقعی باد منطقه موردنظر در تاریخ ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶ مطابق با ۳ مهر ۱۳۸۵ به عنوان نمونه در شکل (۲) نمایش داده شده است.



شکل (۱): مشخصه توان خروجی- سرعت بادی توربین بادی ENERCON E-70



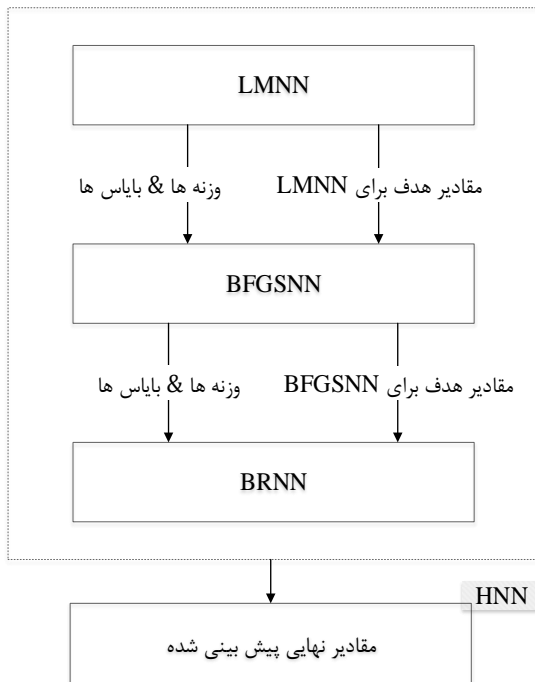
شکل (۲): پروفیل سرعت باد منطقه موردنظر در ایالت پنسیلوانیا در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶

تولید شده ناشی از انرژی باد با توان سوم سرعت باد ارتباط مستقیم دارد [۱۳]. از این رو با پیش بینی سرعت باد میزان توان تولیدی و همچنین مقدار ذخیره مورد نیاز در ساعات پیش رو قابل محاسبه است. در این مقاله، به منظور انجام پیش بینی سرعت باد از دو روش

### ۳. معرفی روش های پیش بینی به کار برده شده برای پیش بینی سرعت باد

در مزارع بادی پیش بینی سرعت باد به منظور تعیین سطح ذخیره و تنظیم لحظه ای میزان انرژی تولید شده، اهمیت فراوانی دارد. میزان توان

گرفته است. در ساختار مورد نظر، فقط شبکه عصبی اول بایستی به وسیله مقادیر اولیه تصادفی فرایند آموزش خود را آغاز کند. به عبارت دیگر، هر شبکه آموزش دیده مقادیر به دست آمده خود را به شبکه عصبی پس از خود تحویل می دهد؛ بنابراین، به جای شروع از یک نقطه تصادفی، فرایند آموزش هر شبکه عصبی می تواند از نقطه ای آغاز شود که شبکه عصبی قبلی به آن رسیده است. از این رو، شبکه عصبی بعدی می تواند مقادیر وزن و بایاس های<sup>۴</sup> شبکه قبلی را به کار بگیرد؛ زیرا تمام شبکه های عصبی به کار برده شده، تعداد مشابهی از ورودی، لایه و نرون دارند. به این ترتیب هر شبکه عصبی دانش به دست آمده از شبکه قبلی خود را بهبود می بخشد. علاوه بر این، دومین دسته از نتایجی که بین شبکه های عصبی انتقال داده می شود، مقدار پیش بینی شده متغیر هدف است. بدین ترتیب، شبکه های عصبی دوم و سوم، همچنین مقدار پیش بینی شده اولیه از متغیر هدف را به عنوان ورودی دریافت می کنند؛ این عمل باعث افزایش دقت پیش بینی شبکه عصبی می شود.



شکل (۳): ساختار موتور پیش بینی Cascade NN

به علاوه، با انتخاب مناسب روش های آموزش شبکه عصبی پرسپترون، شبکه عصبی Cascade NN می تواند به طور بهتری نسبت به یک شبکه عصبی تنها آموزش ببیند. توضیحات بیشتر درباره الگوریتم های آموزشی شبکه عصبی در [۱۸] وجود دارد. سه نوع از شبکه های عصبی در آموزش شبکه عصبی Cascade NN به کار برده شده است. این الگوریتم ها شامل الگوریتم<sup>۵</sup> LM، الگوریتم

پیش بینی ARIMA و شبکه های عصبی مصنوعی استفاده شده است.

### ۱.۳. روش پیش بینی ARIMA

ARIMA یکی از روش های آماری مرسوم و پربازده است. این روش بیشتر برای حل مسائل مهندسی و اقتصادی که در آن ها اطلاعات همبستگی بالایی دارند، استفاده می شود [۱۴]. در روش های آماری مانند ARIMA، برای ساخت یک مدل ریاضی از مسئله مورد نظر پس از جمع آوری اطلاعات، به ترتیب هریک از مراحل شناخت الگو، تخمین پارامتر و بررسی مدل صورت می گیرد. به طور کلی، می توان این روش ها را به صورت زیر دسته بندی کرد: مدل خودهمبسته<sup>۱</sup> (AR)، مدل میانگین متحرک (MA)، مدل خودهمبسته میانگین متحرک و مدل خودهمبسته میانگین متحرک یکپارچه (ARIMA) [۱۵].

بر این اساس با استفاده از روش ARIMA هر سری زمانی می تواند به صورت رابطه (۱) مدل شود:

$$y_t = \mu + \varepsilon_t + \varphi \varepsilon_{t-1} + \varphi^2 \varepsilon_{t-2} + \dots = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \varphi^i \varepsilon_{t-i} \quad (1)$$

در این رابطه،  $\mu$  نشان دهنده مقدار میانگین،  $\varphi$  نشان دهنده ضرایب خودگردانی و  $\varepsilon_t$  نشان دهنده ضرایب میانگین متحرک است. شایان ذکر است که این مدل آماری می تواند به منظور پیش بینی تعداد دلخواهی از دوره های آینده مورد استفاده قرار گیرد.

### ۲.۳. روش پیش بینی مبتنی بر شبکه های عصبی مصنوعی

در سال های اخیر، استفاده از هوش مصنوعی به منظور حل مسائل پیچیده و غیرخطی مانند طبقه بندی و پیش بینی افزایش یافته است. شبکه های عصبی مصنوعی از طریق فرایند آموزش، قادر به شناسایی رابطه غیرخطی متغیرها هستند [۱۶]. به طور کلی، روش های مبتنی بر هوش مصنوعی، دقت بیشتری نسبت به روش های آماری مرسوم دارند.

در این مطالعه، به منظور طراحی موتور پیش بینی از یک ترکیب مناسب از شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه<sup>۲</sup> استفاده شده است. موتور پیش بینی Cascade NN<sup>۳</sup> می تواند قابلیت آموزشی را در شبکه های عصبی به مقدار قابل توجهی در مدل سازی یک فرایند پیچیده (از جمله پیش بینی سرعت باد) بهبود بخشد. علاوه بر این، استفاده از چندین ساختار (موازی و متوالی) برای ترکیب شبکه های عصبی با قابلیت های بیشتر در [۱۷] توضیح داده شده است.

همان طور که در شکل (۳) نشان داده شده، در هر سطحی از موتور پیش بینی Cascade NN یک شبکه عصبی خاص مورد استفاده قرار

4. Bias  
5. Levenberg-Marquardt

1. Auto Regressive  
2. Multilayer Perceptron Neural Networks  
3. Cascade Neural Networks

پاسخ سریع است؛ از این رو می‌تواند به صورت قابل توجهی در هزینه تأمین ذخیره صرفه‌جویی کند [۲۱].

تخمین مقدار ذخیره نیروگاه بادی نمونه با استفاده از سه سری زمانی انجام می‌پذیرد؛ این سری‌های زمانی عبارت‌اند از: سری زمانی توان لحظه‌ای خروجی ( $Wpo^2$ )، سری زمانی میانگین ساعتی توان خروجی ( $Awpo^2$ ) و سری زمانی ساعتی توان خروجی پیش‌بینی شده ( $Awpp^0$ ). هر یک از این سری‌های زمانی با اعمال پروفیل سرعت واقعی باد یا پروفیل پیش‌بینی شده سرعت باد به منحنی توان خروجی - سرعت توربین بادی و ضرب کردن آن‌ها در تعداد توربین‌های مزرعه بادی (در اینجا ۱۲۸ عدد) به دست می‌آیند.

#### ۱.۴. عدم تعادل

در این مطالعه، داده‌های تاریخی سرعت باد مربوط به سال‌های ۲۰۰۴، ۲۰۰۵ و ۲۰۰۶ ایالت پنسیلوانیاست که از داده‌های سرعت باد سال‌های ۲۰۰۴ و ۲۰۰۵ برای آموزش و از داده‌های سال ۲۰۰۶ نیز برای تست شبکه عصبی استفاده شده است. ذخیره مورد نیاز مزرعه بادی نمونه ۲۹۴/۴ مگاواتی با استفاده از مقادیر سرعت باد اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده سال ۲۰۰۶ تخمین زده شده است. با اعمال پروفیل سرعت باد سال ۲۰۰۶ منطقه مورد نظر به منحنی توان خروجی - سرعت باد توان لحظه‌ای خروجی نیروگاه بادی به دست آمده است. در شکل (۴)، توان لحظه‌ای خروجی و میانگین توان خروجی نیروگاه بادی نمونه در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶ به عنوان نمونه نمایش داده شده است.

مقادیر پیش‌بینی شده توان خروجی مزرعه بادی نمونه توسط دو روش شبکه عصبی مصنوعی و روش ARIMA با افق پیش‌بینی یک روز پیش‌رو در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶ در شکل (۵) همراه با سری زمانی توان لحظه‌ای خروجی و میانگین توان خروجی نیروگاه بادی نمونه به نمایش درآمده است.

مقدار ذخیره کلی برای نیروگاه بادی، با استفاده از مقادیر عدم تعادل Twpi تعیین می‌شود. مقادیر عدم تعادل Twpi طبق رابطه (۲) ناشی از اختلاف مقدار توان لحظه‌ای خروجی نیروگاه بادی Wpo و مقادیر متوسط پیش‌بینی شده برای توان خروجی Awpp نیروگاه بادی به دست می‌آید.

$$Twpi = Wpo - Awpp \quad (2)$$

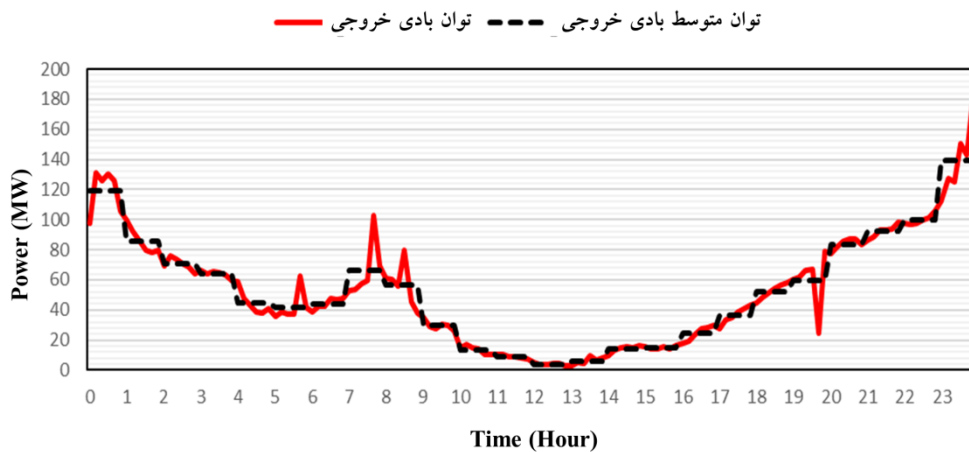
BFGS<sup>۱</sup> و الگوریتم BR<sup>۲</sup> هستند. در [۱۹] توضیح داده شده است که بهترین نتایج برای شبکه‌های عصبی طبقاتی مربوط به آن‌هایی است که از الگوریتم LM در طبقه اول بهره می‌برند. بدین ترتیب، شبکه عصبی پرسپترون می‌تواند در مورد مسئله آموزش بیند و خطای آموزش آن به سرعت کاهش می‌یابد. LM یک الگوریتم آموزشی سریع محسوب می‌شود؛ بنابراین همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، این الگوریتم به عنوان اولین شبکه عصبی در شبکه عصبی ترکیبی انتخاب شده است. الگوریتم BFGS به عنوان قدرتمندترین الگوریتم گوس-نیوتون شناخته شده است. اگر این الگوریتم فرایند آموزش را از یک نقطه مناسب شروع کند، توانایی بالاتری در پیدا کردن جواب‌های بهتر در فضای جست‌وجو را خواهد داشت؛ بنابراین در طبقه دوم شبکه عصبی Cascade NN به منظور شناسایی وزن‌ها و بایاس‌های بهتر در فضای جست‌وجو از الگوریتم BFGS برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. به علاوه، الگوریتم آموزشی BR ترکیبی از خطای آموزش و وزن‌ها را بهینه می‌کند و سپس بهترین ترکیب آن‌ها را معین می‌سازد؛ بنابراین، از الگوریتم BR به عنوان آخرین شبکه عصبی به منظور تنظیم پارامترها و به دست آوردن حداکثر بازده آموزشی استفاده شده است.

#### ۴. تعیین میزان ذخیره نیروگاه بادی

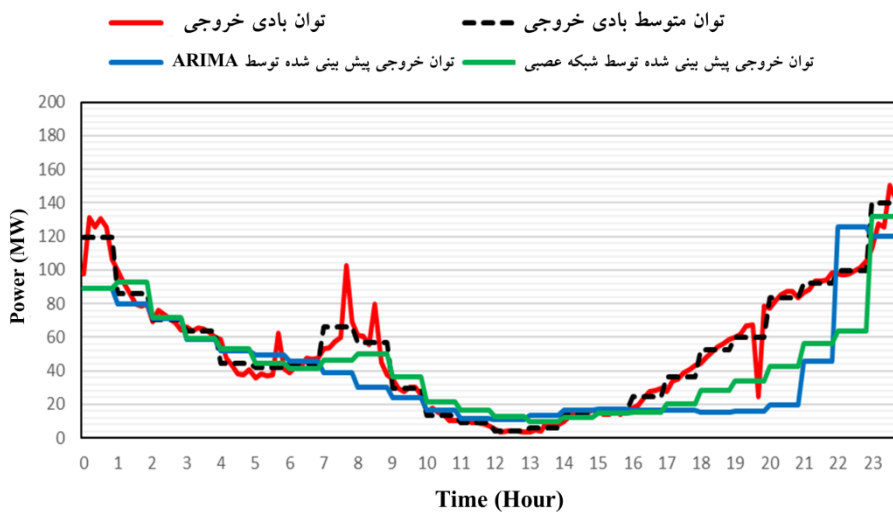
نوسانات بار، نوسانات متغیر توان تولید شده توسط انرژی‌های تجدیدپذیر و قطعی ناگهانی واحدهای تولیدی از عوامل به وجود آمدن عدم تعادل بین تولید و مصرف در سیستم‌های قدرت‌اند. در سیستم‌های قدرت با نفوذ بالای انرژی باد، به دلیل ماهیت غیرقطعی و نوسانی سرعت باد، احتمال برهم خوردن این تعادل و به خطر افتادن امنیت شبکه بیشتر خواهد بود. از آنجاکه امکان ذخیره‌سازی انرژی الکتریکی در مقیاس وسیع با یک روش اقتصادی و مقرون به صرفه وجود ندارد، باید یک پشتیبان به نام ذخیره برای نیروگاه‌های بادی در نظر گرفته شود.

اگر مقدار تولید کمتر از میزان پیش‌بینی شده باشد، از ذخیره مثبت یا بالارونده استفاده می‌شود و اگر میزان تولید بیشتر از میزان پیش‌بینی شده باشد، از ذخیره منفی یا پایین‌رونده استفاده می‌گردد.

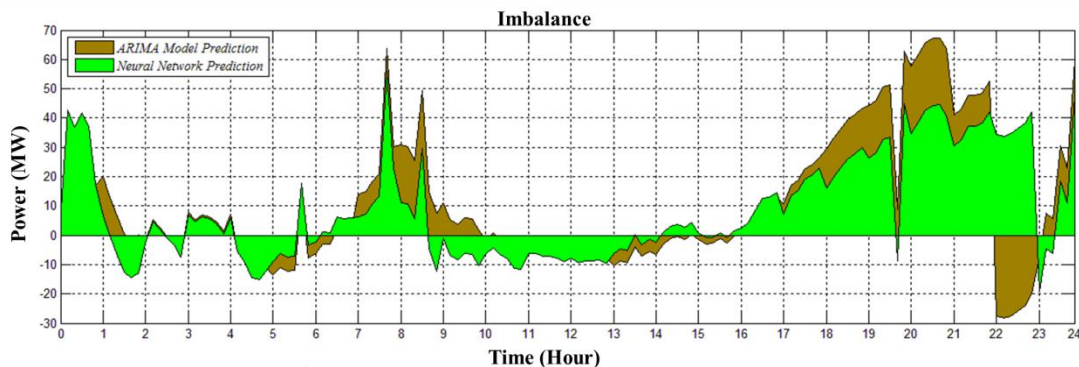
ذخیره مورد نیاز مزرعه بادی به دو دسته تقسیم می‌شود: دسته اول توسط منابع ذخیره پاسخ سریع (که اغلب به عنوان ذخیره ثانویه شناخته می‌شود) و دسته دوم توسط منابع ذخیره پاسخ آهسته (که اغلب به عنوان ذخیره ثالثیه شناخته می‌شود). تأمین می‌گردد [۲۰]. این تقسیم‌بندی از آنجا اهمیت دارد که تهیه و تدارک ذخیره پاسخ آهسته ارزان‌تر از ذخیره



شکل (۴): سری زمانی توان لحظه‌ای و میانگین توان خروجی نیروگاه بادی نمونه

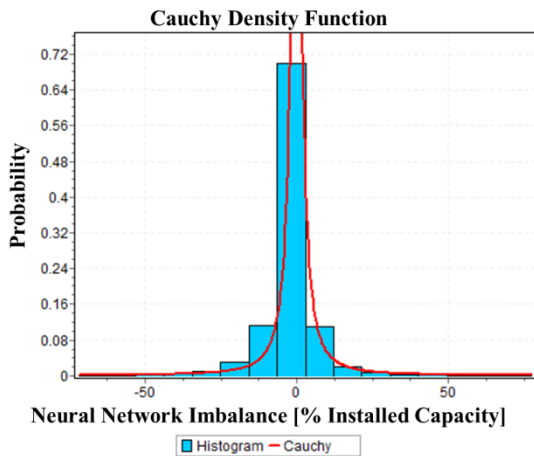


شکل (۵): سری زمانی توان لحظه‌ای خروجی و میانگین توان خروجی نیروگاه بادی نمونه همراه با مقادیر توان خروجی مزرعه بادی نمونه پیش‌بینی شده توسط دو روش شبکه عصبی مصنوعی و روش ARIMA با افق پیش‌بینی یک روز پیش رو



شکل (۶): مقادیر عدم تعادل محاسبه‌شده با استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی و روش ARIMA برای مزرعه بادی نمونه در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶

در شکل (۶)، مقادیر عدم تعادل که در واقع نشان‌دهنده تفاوت بین میزان توان تولیدی پیش‌بینی شده و توان تولیدی واقعی است، برای نمونه در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶ با استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی و روش ARIMA طبق رابطه (۲) محاسبه و نمایش داده شده



شکل (۸): هیستوگرام مقادیر عدم تعادل محاسبه شده با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و تابع توزیع احتمالاتی برازش داده شده

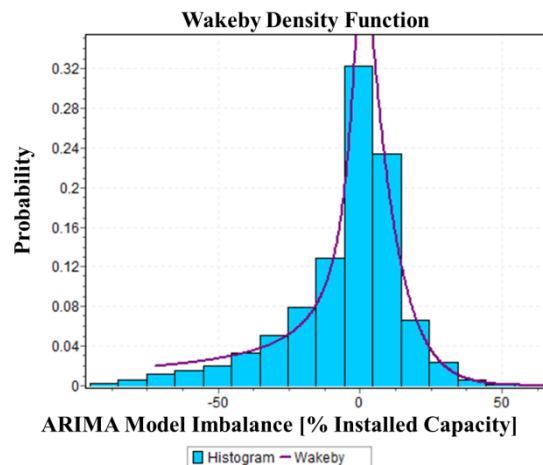
ذخیره عدم تعادل به دو دسته ذخیره پاسخ سریع (ذخیره ثانویه) و ذخیره پاسخ آهسته (ذخیره ثالثیه) تقسیم بندی می شود؛ این تقسیم بندی به منظور صرفه جویی در هزینه تأمین ذخیره نیروگاه بادی صورت می گیرد. ذخیره پاسخ سریع معمولاً توسط ژنراتورهای سنکرون با شبکه ارائه می شود؛ در حالی که ذخیره پاسخ آهسته می تواند از ژنراتورهای خارج از مداری که زمان راه اندازی آن ها به بازه ای در حدود چند دقیقه محدود می شود، ارائه گردد. واحدهای دیزلی با راه اندازی سریع یا واحدهای گازی و همچنین اغلب واحدهای آبی در این دسته قرار می گیرند. تخصیص ذخیره مورد نیاز چرخان یا ایستا (غیر چرخان) یک مصالحه بین هزینه رزرواسیون و هزینه فعال سازی است [۲۰].

درواقع عدم تعادل دو جزء اساسی خطای پیش بینی و نوسانات توان خروجی را شامل می شود. ذخیره پاسخ سریع براساس نوسانات توان خروجی تعیین می شود. علت این امر آن است که این نوسانات خیلی سریع تر از آن اند که با ذخیره پاسخ آهسته پوشش داده شوند. ذخیره پاسخ آهسته برای پوشش خطای پیش بینی انتخاب می شود. این روش ظرفیت ذخیره پاسخ سریع را به حداقل می رساند. هنگامی که هزینه رزرواسیون منابع ذخیره پاسخ سریع در مقایسه با منابع ذخیره پاسخ آهسته بالاتر است، این روش یک راه حل مقرون به صرفه است. در این صورت، اگر کل هزینه فعال سازی ذخیره پاسخ آهسته در مقایسه با هزینه فعال سازی ذخیره پاسخ سریع ارزان تر باشد، به ذخیره پاسخ سریع اجازه شرکت در پوشش خطای پیش بینی داده نمی شود که یک امر توجیه پذیر است [۲۰].

است. همان طور که در شکل (۶) مشاهده می شود، مقادیر عدم تعادل به دست آمده توسط شبکه عصبی مصنوعی کمتر از مقادیر به دست آمده توسط روش ARIMA است که نشان دهنده برتری و دقت بالاتر شبکه عصبی مصنوعی است. در این مطالعه، ذخیره بالارونده با علامت مثبت و ذخیره پایین رونده با علامت منفی مشخص شده اند.

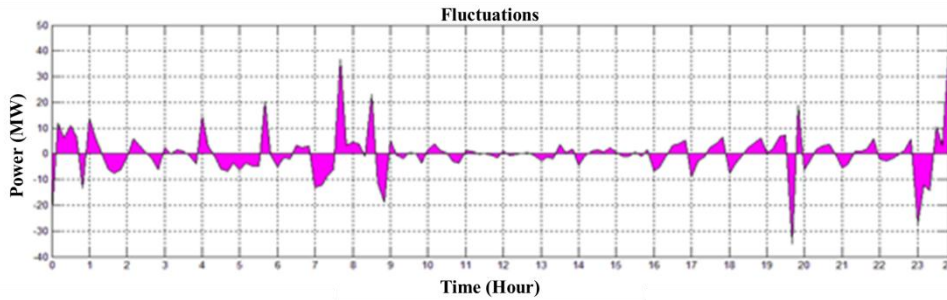
رویکردی که برای تعیین مقدار ذخیره عدم تعادل مزرعه بادی مورد استفاده قرار می گیرد، یک روش احتمالاتی است. در این رویکرد، توزیع های احتمالاتی مختلف بر روی مقادیر عدم تعادل در طول یک سال، برازش داده می شوند و تابع توزیع احتمالاتی این مقادیر به دست می آید و با در نظر گرفتن یک سطح قابلیت اطمینان برای مثال ۹۹ درصد، مقادیر ذخیره پایین رونده و بالارونده محاسبه می شود. برای برازش توزیع های احتمالاتی بر روی مقادیر عدم تعادل از نرم افزار Easy Fit استفاده شده است. در این نرم افزار از آزمون های نکویی<sup>۲</sup> Chi-Squared و Anderson-Darling، Kolmogorov-Smirnov برای بررسی انطباق پذیری داده ها با تابع توزیع احتمالاتی استفاده می شود. به علاوه، در این مقاله شاخص قابلیت اطمینان LOLE<sup>۳</sup> در نظر گرفته شده است. این شاخص در [۲۲] به عنوان کسری از زمان در بازه خاصی که بار در آن تغذیه نمی شود، تعریف شده است.

همان طور که در شکل (۷) و (۸) مشاهده می شود، مقادیر عدم تعادل در طول یک سال با استفاده از روش ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب از تابع های توزیع ویکبای<sup>۴</sup> و کوشی<sup>۵</sup> پیروی می کنند.



شکل (۷): هیستوگرام مقادیر عدم تعادل محاسبه شده با استفاده از روش ARIMA و تابع توزیع احتمالاتی برازش داده شده

1. Data Mining
2. Goodness of Fit Tests
3. Loss of Load Expectation
4. Wakeby
5. Cauchy



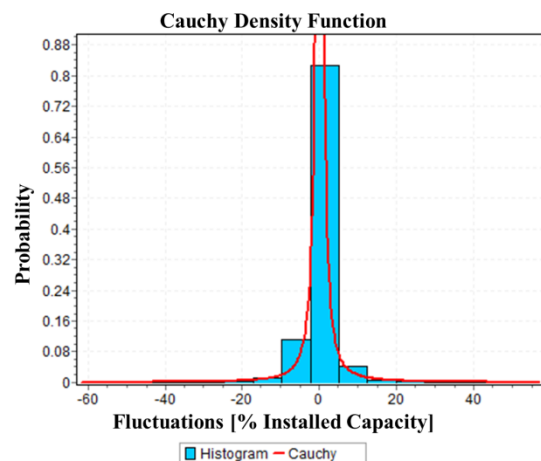
شکل (۹): ذخیره نوسانات خروجی محاسبه‌شده برای مزرعه بادی نمونه در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶

#### ۱.۱.۴. نوسانات خروجی<sup>۱</sup>

همان‌طور که در بخش ۴-۱ اشاره شد، نوسانات خروجی قسمتی از عدم تعادل است که به وسیله واحدهای سنکرون با شبکه که پاسخ زمانی سریع‌تری دارند، تأمین می‌شود. نحوه محاسبه مقادیر نوسانات خروجی  $F$  مطابق رابطه (۳) به صورت اختلاف بین توان لحظه‌ای خروجی  $W_{po}$  و میانگین ساعتی توان خروجی  $A_{wpo}$  است.

$$F = W_{po} - A_{wpo} \quad (3)$$

در شکل (۹)، مقادیر نوسانات خروجی محاسبه‌شده برای مزرعه بادی نمونه در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶ که نشان‌دهنده اختلاف بین توان تولیدی واقعی و میانگین ساعتی توان تولیدی است، برای نمونه به نمایش درآمده است. میزان ذخیره نوسانات خروجی نیز با استفاده از روش احتمالاتی همانند روش تعیین میزان ذخیره عدم تعادل توضیح داده شده در بخش ۴-۱ با برازش توابع توزیع احتمالاتی بر روی مقادیر نوسانات خروجی به دست می‌آید. همان‌طور که در شکل (۱۰) مشاهده می‌شود، مقادیر نوسانات خروجی در طول یک سال از تابع توزیع کوشی پیروی می‌کند.



شکل (۱۰): هیستوگرام مقادیر نوسانات خروجی مزرعه بادی نمونه و تابع توزیع احتمالاتی برازش داده شده

#### ۲.۱.۴. خطای پیش‌بینی<sup>۲</sup>

ذخیره خطای پیش‌بینی توسط ژنراتورهای خارج از مدار که در بازه‌ای حدود چند دقیقه راه‌اندازی می‌شوند، ارائه می‌گردد. در واقع خطای پیش‌بینی همان قسمتی از عدم تعادل است که مقدار آن وابسته به دقت روش پیش‌بینی است.

مقادیر خطای پیش‌بینی  $PE$  طبق رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$PE = A_{wpo} - A_{wpp} \quad (4)$$

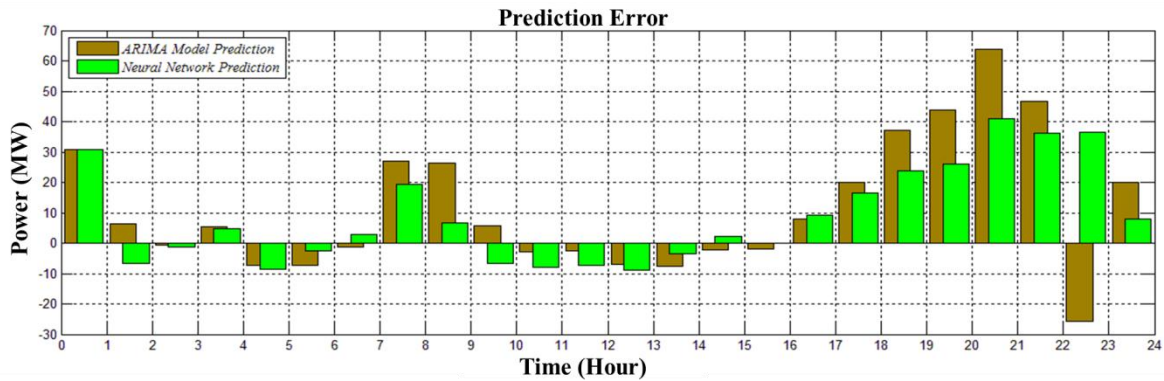
مقادیر خطای پیش‌بینی با استفاده از دو روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی و  $ARIMA$  که طبق رابطه (۴) از اختلاف بین میانگین ساعتی توان تولیدی  $A_{wpo}$  و میزان توان تولیدی پیش‌بینی شده  $A_{wpp}$  به دست می‌آید، در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶ محاسبه شده و در شکل (۱۱) نشان داده شده است.

میزان ذخیره خطای پیش‌بینی نیز همانند روش شرح داده شده در بخش ۴-۱، برای ذخیره عدم تعادل تعیین می‌شود. مقادیر خطای پیش‌بینی در طول یک سال با استفاده از روش پیش‌بینی  $ARIMA$  و شبکه عصبی مصنوعی هر دو از تابع توزیع ویکبای پیروی می‌کنند که در شکل (۱۲) و (۱۳) قابل مشاهده است.

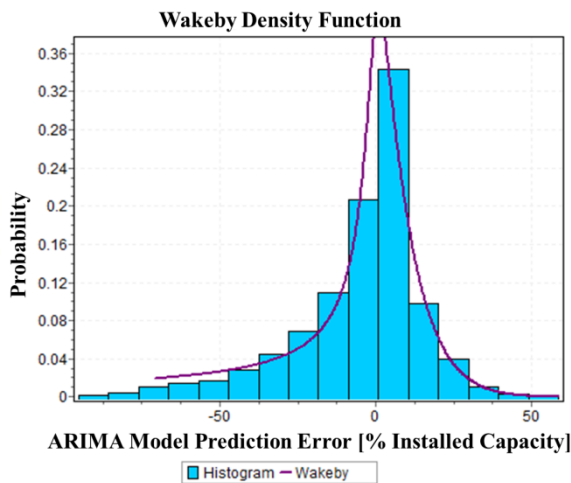
#### ۵. نتایج

پیش از این در مراجع مختلف [۹ و ۱۰] کل ذخیره موردنیاز مزارع بادی از منابع ذخیره چرخان (ذخیره پاسخ سریع) تأمین می‌شد؛ اما همان‌طور که در بخش ۴ اشاره شد، در [۲۰] ذخیره موردنیاز مزرعه بادی به دو دسته ذخیره نوسانات خروجی (ذخیره پاسخ سریع) و ذخیره خطای پیش‌بینی (ذخیره پاسخ آهسته) تقسیم شده است. همان‌طور که پیش‌تر گفته شد، این تقسیم‌بندی از آنجا اهمیت دارد که هزینه تأمین ذخیره از منابع ذخیره چرخان نسبت به منابع ذخیره غیر چرخان (ذخیره پاسخ آهسته) بیشتر است و با به‌کارگیری این روش میزان استفاده از منابع ذخیره چرخان و در نتیجه هزینه تأمین ذخیره موردنیاز مزارع بادی کاهش می‌یابد.

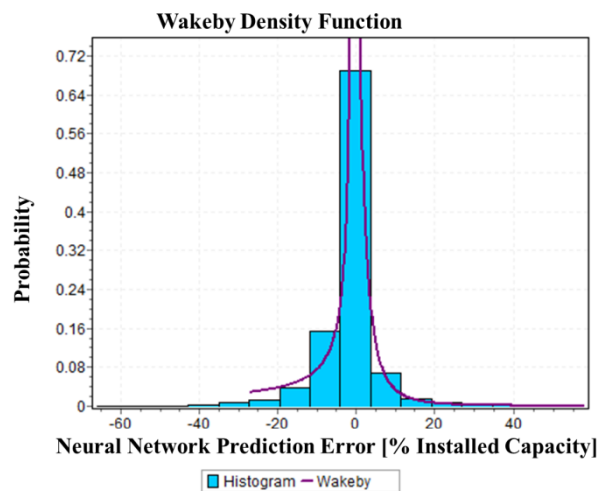




شکل (۱۱): مقادیر خطای پیش‌بینی محاسبه‌شده با استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی و روش ARIMA برای مزرعه بادی نمونه در روز ۲۵ سپتامبر ۲۰۰۶



شکل (۱۳): هیستوگرام مقادیر خطای پیش‌بینی محاسبه‌شده با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و تابع توزیع احتمالاتی برازش داده‌شده



شکل (۱۲): هیستوگرام مقادیر خطای پیش‌بینی محاسبه‌شده با استفاده از روش ARIMA و تابع توزیع احتمالاتی برازش داده‌شده

سطح قابلیت اطمینان به ۹۵ درصد میزان ذخیره عدم تعادل بالارونده به دست آمده توسط شبکه عصبی مصنوعی نیز از میزان به دست آمده توسط روش ARIMA کمتر می‌شود. مقادیر سالیانه ذخیره فعال شده با استفاده از مقادیر جدول (۲) و سری‌های زمانی عدم تعادل، خطای پیش‌بینی و نوسانات خروجی محاسبه شده و در جدول (۳) نشان داده شده است. همان‌طور که انتظار می‌رفت و در جداول (۲) و (۳) نیز مشاهده می‌شود، با کاهش سطح قابلیت اطمینان میزان ذخیره عدم تعادل، خطای پیش‌بینی و نوسانات خروجی به صورت چشمگیری کاهش می‌یابد. نتایج به دست آمده با استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی نیز در بیشتر موارد نسبت به نتایج پیش‌بینی روش ARIMA مقادیر کمتری را نشان می‌دهد.

با پیاده‌سازی روش شرح داده‌شده در بخش قبل، ذخیره موردنیاز مزرعه بادی نمونه به دست می‌آید که در جدول (۲) نمایش داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میزان ذخیره عدم تعادل و خطای پیش‌بینی پایین‌رونده تخمین زده شده توسط روش پیش‌بینی ARIMA نسبت به مقادیر بالارونده تخمین زده شده این دو نوع ذخیره توسط روش پیش‌بینی ARIMA بسیار بیشترند. دلیل این امر آن است که روش پیش‌بینی ARIMA در بیشتر موارد، میزان سرعت باد را نسبت به مقادیر واقعی خیلی کم تخمین می‌زند که خود موجب افزایش هزینه‌های بهره‌برداری سیستم قدرت می‌شود. میزان ذخیره عدم تعادل بالارونده به دست آمده توسط پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی در سطح قابلیت اطمینان ۹۹ درصد بسیار بیشتر از میزان به دست آمده توسط روش پیش‌بینی ARIMA است؛ اما با کاهش

## تخمین اقتصادی ذخیره موردنیاز مزارع بادی با به‌کارگیری شبکه عصبی در ... ۱۱

به‌منظور سادگی محاسبات فقط ذخیره بالارونده در نظر گرفته شده است. ستون دوم جدول (۴) به تأمین کل ذخیره موردنیاز مزرعه بادی یا همان ذخیره عدم تعادل از منابع ذخیره پاسخ سریع (ذخیره چرخان) مربوط می‌شود که از آن به‌عنوان استراتژی اول یاد می‌شود. ستون‌های سوم و چهارم که در واقع قسمت دوم جدول را تشکیل می‌دهند، نیز به تأمین ذخیره از هر دو منبع ذخیره پاسخ سریع و پاسخ آهسته مربوط می‌شوند که از آن به‌عنوان استراتژی دوم یاد می‌شود. همان‌طور که در جدول (۴) مشاهده می‌شود و از قبل انتظار می‌رفت، با به‌کارگیری استراتژی دوم هزینه رزرواسیون به‌طور چشمگیری کاهش یافته است؛ اگرچه بخشی از این کاهش هزینه به‌دلیل به‌کارگیری ذخیره پاسخ آهسته که هزینه فعال‌سازی بسیاری دارد، ختنی شده است.

جدول (۴): هزینه سالیانه ارائه ذخیره بالارونده (برحسب میلیون دلار)

نوع ذخیره روش پیش‌بینی	ذخیره عدم تعادل	ذخیره خطای پیش‌بینی	ذخیره نوسانات خروجی	نوع ذخیره	
				روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
ARIMA ٪ ۹۹	۱۲/۸	۳/۷	۷/۷	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	۵/۷	۵/۹		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
شبکه عصبی مصنوعی ٪ ۹۹	۱۸/۰	۲/۵	۱/۰	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	۱/۶	۱/۵		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
ARIMA ٪ ۹۵	۶/۳	۲/۷	۱/۵	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	۳/۶	۴/۸		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
شبکه عصبی مصنوعی ٪ ۹۵	۳/۵	۰/۹	۰/۶	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	۰/۹	۰/۸		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره

در جدول (۵) نیز هزینه کل تأمین ذخیره قبل از تقسیم‌بندی ذخیره یا همان استراتژی اول و بعد از تقسیم‌بندی ذخیره یا همان استراتژی دوم باهم مقایسه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در تمامی حالات هزینه تأمین ذخیره استراتژی دوم نسبت به استراتژی اول کاهش یافته است؛ همچنین استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی در استراتژی دوم، نسبت به هنگامی که از روش پیش‌بینی ARIMA استفاده می‌شود، هزینه تأمین ذخیره به‌صورت شدیدی کاهش می‌یابد. بدین صورت که با به‌کارگیری استراتژی دوم و استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفتن سطح قابلیت اطمینان ۹۵ درصد هزینه تأمین ذخیره نسبت به به‌کارگیری استراتژی اول، استفاده از روش پیش‌بینی ARIMA و در نظر گرفتن سطح قابلیت اطمینان ۹۹ درصد حدود ۸۰ درصد کاهش خواهد یافت.

جدول (۲): مقادیر ذخیره موردنیاز مزرعه بادی نمونه

(برحسب ٪ ظرفیت نصب‌شده مزرعه بادی) بالارونده + پایین‌رونده -

نوع ذخیره روش پیش‌بینی	ذخیره عدم تعادل	ذخیره خطای پیش‌بینی	ذخیره نوسانات خروجی	نوع ذخیره	
				روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
ARIMA ٪ ۹۹	٪ ۴۲/۷۸	٪ ۲۶/۳۲	٪ ۲۵/۷۷	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	٪ -۶۷/۲۴	٪ -۴۸/۳۱		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
شبکه عصبی مصنوعی ٪ ۹۹	٪ ۶۰/۱۴	٪ ۱۷/۷۳	٪ -۲۵/۷۱	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	٪ -۶۰/۳۳	٪ -۲۴/۴۶		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
ARIMA ٪ ۹۵	٪ ۲۱/۰۶	٪ ۱۹/۶۱	٪ ۵/۱۴	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	٪ -۵۰/۴۹	٪ -۴۰/۸۹		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
شبکه عصبی مصنوعی ٪ ۹۵	٪ ۱۱/۸۶	٪ ۶/۶۱	٪ -۵/۰۸	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	٪ -۱۲/۰۵	٪ -۱۶/۲۴		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره

جدول (۳): مقادیر سالیانه ذخیره فعال‌سازی شده مزرعه بادی نمونه

(برحسب GWh) بالارونده + پایین‌رونده -

نوع ذخیره روش پیش‌بینی	ذخیره عدم تعادل	ذخیره خطای پیش‌بینی	ذخیره نوسانات خروجی	نوع ذخیره	
				روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
ARIMA ٪ ۹۹	۱۴۱/۷۹	۹۷/۷۶	۲۴/۷۲	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	-۲۰۹/۴۷	-۱۷۹/۴۳		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
شبکه عصبی مصنوعی ٪ ۹۹	۴۱/۰۸	۲۴/۹۸	-۲۴/۱۴	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	-۷۸/۳۷	-۵۹/۹۷		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
ARIMA ٪ ۹۵	۸۹/۵۵	۷۹/۰۷	۱۴/۱۱	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	-۱۶۹/۶۶	-۱۴۲/۰۰		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
شبکه عصبی مصنوعی ٪ ۹۵	۲۳/۶۹	۱۳/۳۷	-۱۳/۲۶	روش پیش‌بینی	نوع ذخیره
	-۳۹/۱۰	-۴۹/۱۹		روش پیش‌بینی	نوع ذخیره

هزینه تأمین ذخیره از دو جزء هزینه فعال‌سازی و هزینه رزرواسیون تشکیل می‌شود [۲۳]. در این مقاله فرض شده است که ذخیره پاسخ سریع توسط نیروگاه‌های گازی سیکل ترکیبی (CCGT) و ذخیره پاسخ آهسته توسط نیروگاه‌های گازی سیکل باز (OCGT) ارائه می‌شود. هزینه رزرواسیون در واقع براساس هزینه‌های سرمایه‌گذاری اولیه، بهره‌برداری و تعمیر نگهداری، و هزینه فعال‌سازی نیز براساس قیمت سوخت و راندمان تعیین می‌شود [۲۰]. برای محاسبه هزینه‌های تأمین ذخیره از منابع ذخیره پاسخ سریع و آهسته از داده‌های به‌کار گرفته شده در [۲۰] استفاده شده است.

در جدول (۴)، هزینه سالیانه ارائه ذخیره با جزئیات کامل که شامل هر دو هزینه رزرواسیون و فعال‌سازی است، محاسبه و نمایش داده شده است.

1. Combined Cycle Gas Turbine
2. Open Cycle Gas Turbine

جدول (۵): مقایسه هزینه کل تأمین ذخیره استراتژی اول و دوم (برحسب میلیون دلار)

نسبت هزینه استراتژی دوم به استراتژی اول	هزینه کل استراتژی دوم	هزینه کل استراتژی اول	هزینه استراتژی / روش پیش‌بینی
۱/۰۸ %	۱۸/۳	۱۸/۵	ARIMA ۹۹ %
۳۵/۲۰ %	۱۲/۷	۱۹/۶	شبکه عصبی مصنوعی ۹۹ %
۳/۰۳ %	۹/۶	۹/۹	ARIMA ۹۵ %
۱۳/۶۳ %	۳/۸	۴/۴	شبکه عصبی مصنوعی ۹۵ %

### ۶. نتیجه‌گیری

هزینه فعال‌سازی ذخیره آهسته ارزان‌تر از ذخیره سریع است، این روش تأمین ذخیره مقرون‌به‌صرفه نخواهد بود. در این مقاله، ذخیره موردنیاز یک مزرعه بادی با به‌کارگیری روش‌های احتمالاتی مبتنی بر دو روش پیش‌بینی ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی محاسبه شده و سپس به دو دسته ذخیره با پاسخ سریع و ذخیره با پاسخ آهسته تقسیم‌بندی شده است که موجب کاهش میزان استفاده از منابع ذخیره پاسخ سریع و در نتیجه، هزینه تأمین ذخیره مزارع بادی می‌شود. همان‌طور که در بخش ۵ مشاهده شد، کاهش سطح قابلیت اطمینان و استفاده از پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی به دلیل بالاتر بودن میزان دقت پیش‌بینی نسبت به روش ARIMA موجب کاهش میزان استفاده از منابع ذخیره با پاسخ سریع و در نتیجه، کاهش هزینه تأمین ذخیره مزرعه بادی می‌شود. با توجه به نتایج نشان‌داده‌شده در جدول (۳) می‌توان نتیجه گرفت که با به‌کارگیری استراتژی دوم تعیین ذخیره مزارع بادی، میزان استفاده از منابع ذخیره پاسخ سریع بین ۴۰ تا ۸۴ درصد کاهش یافته است. نتایج جدول (۵) نشان می‌دهد که با به‌کارگیری روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی و کاهش سطح قابلیت اطمینان تا میزان ۹۵ درصد و تقسیم‌بندی ذخیره موردنیاز، می‌توان هزینه کل تأمین ذخیره موردنیاز مزرعه بادی موردنظر را از ۱۹/۶ میلیون دلار به ۳/۸ میلیون دلار در سال کاهش داد.

با توجه به گسترش روزافزون به‌کارگیری انرژی باد و افزایش نفوذ انرژی باد در سیستم‌های قدرت و عدم قطعیت تولید برق توسط این منابع، در این مقاله تلاش شده است مدلی برای تعیین دقیق‌تر میزان ذخیره موردنیاز مزارع بادی معرفی شود. در تحقیقات قبل، عموماً کل ذخیره موردنیاز مزارع بادی توسط منابع ذخیره چرخان یا به‌عبارت دیگر، ذخیره با پاسخ سریع تأمین می‌شد. از آنجاکه تهیه و تدارک و

### مراجع

- [1] Belmans, R., Deuse, J., Meeus, L., Purchala, K., Stubbe, M., and Vandezande, L., "Study of the Interactions and Dependencies of Balancing Markets, Intraday Trade and Automatically Activated Reserves", 2009.
- [2] Doherty, R., and O'Malley, M., "Quantifying Reserve Demands Due to Increasing Wind Power Penetration", in Power Tech Conference Proceedings, 2003 IEEE Bologna, P. 5 pp. Vol. 2, 2003.
- [3] Holttinen, H., Milligan, M., Ela, E., Menemenlis, N., Dobschinski, J., Rawn, B., "Methodologies to Determine Operating Reserves Due to Increased Wind Power", in Power and Energy Society General Meeting (PES), 2013 IEEE, pp. 1-10, 2013.
- [4] UO Handbook, "UCTE, 2004", ed.
- [5] Yong, T., Entriken, R., and Zhang, P., "Reserve Determination for System with Large Wind Generation," in Power & Energy Society General Meeting, PES'09. IEEE, pp. 1-7, 2009.
- [6] Chang-Chien, L.R., Hung, C. M., and Yin, Y.C., "Dynamic Reserve Allocation for System Contingency by DFIG Wind Farms", Power Systems, IEEE Transactions on, Vol. 23, pp. 729-736, 2008.
- [7] Doherty, R., and O'Malley, M., "A New Approach to Quantify Reserve Demand in Systems with Significant Installed Wind Capacity", Power Systems, IEEE Transactions on, Vol. 20, pp. 587-595, 2005.
- [8] Ghofrani, M., Arabali, A., Etezadi-Amoli, M., Baghzouz, Y., "Operating Reserve Requirements in a Power System with Dispersed Wind Generation", in Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2012 IEEE PES, pp. 1-8, 2012.
- [9] فروغی، علیرضا، محمدی، ابراهیم، فدایی‌نژاد، روح‌الله، «تأثیر انواع مدل‌سازی مزارع بادی بر میزان رزرو چرخان موردنیاز در سیستم قدرت»، سومین کنفرانس انرژی‌های تجدیدپذیر و تولید پراکنده ایران، اصفهان، ۱۳۹۲.
- [10] Ortega-Vazquez, M. A., and Kirschen, D. S., "Estimating the Spinning Reserve Requirements in Systems with Significant Wind Power Generation Penetration", Power Systems, IEEE Transactions on, Vol. 24, pp. 114-124, 2009.
- [11] Ackermann, T., "Wind Power in Power Systems" Wiley Online Library, Vol. 140, 2005.
- [12] The Eastern Wind Integration and Transmission Study Data. Available: [http://www.nrel.gov/electricity/transmission/easter\\_n\\_wind\\_dataset.html](http://www.nrel.gov/electricity/transmission/easter_n_wind_dataset.html)
- [13] Li, L., Zhao, D., "Optimal Spinning Reserve for Power System with Wind Integrated", Energy and Power Engineering, Vol. 5, pp. 1011, 2013.
- [14] Chang, W. Y., "A Literature Review of Wind Forecasting Methods", Journal of Power and Energy Engineering, Vol. 2, pp. 161, 2014.
- [15] Montgomery, D. C., Jennings, C. L., Kulahci, M., "Introduction to Time Series Analysis and Forecasting" John Wiley & Sons, 2015.
- [16] Yuan-Kang, W., Ching-Ying, L., Shao-Hong, T., Yu, S. N.,

- "Actual Experience on the Short-term Wind Power Forecasting at Penghu—From an Island Perspective", in Power System Technology (POWERCON), 2010 International Conference on, pp. 1-8, 2010.
- [17] Amjady, N., Daraeepour, A. and Keynia, F., "Day-Ahead Electricity Price Forecasting by Modified Relief Algorithm and Hybrid Neural Network", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 4, pp. 432-444, 2010.
- [18] Rodriguez, C. P., Anders, G. J., "Energy Price Forecasting in the Ontario Competitive Power System Market", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 19, pp. 366-374, 2004.
- [19] Amjady, N., and Keynia, F., "Mid-term Load Forecasting of Power Systems by a New Prediction Method", Energy Conversion and Management, Vol. 49, pp. 2678-2687, 2008.
- [20] De Vos, K., Morbee, J., Driesen, J., Belmans, R., "Impact of Wind Power on Sizing and Allocation of Reserve Requirements", IET Renewable Power Generation, Vol. 7, pp. 1-9, 2013.
- [21] Strbac, G., Shakoor, A., Black, M., Pudjianto, D., Bopp, T., "Impact of Wind Generation on the Operation and Development of the UK Electricity Systems", Electric Power Systems Research, Vol. 77, pp. 1214-1227, 2007.
- [22] Meibom, P., Barth, R., Hasche, B., Brand, H., Weber, C., O'Malley, M., "Stochastic Optimization Model to Study the Operational Impacts of High Wind Penetrations in Ireland", Power Systems, IEEE Transactions on, Vol. 26, pp. 1367-1379, 2011.
- [23] Singh, H., Papalexopoulos, A., "Competitive Procurement of Ancillary Services by an Independent System Operator", Power Systems, IEEE Transactions on, Vol. 14, pp. 498-504, 1999.