

# سیستم جامع مدیریت بهینه منابع تولید پراکنده با استفاده از شبکه عصبی دینامیکی در مدل سازی عدم قطعیت مصرف انرژی الکتریکی ریزشبکه‌های متصل به شبکه

محمد ویسی، محمدرضا سلطانیپور، جعفر خلیل پور و هادی نیایی

$Ramp^{up}$ : بیشینه ظرفیت افزایش توان دیزل ژنراتور  
 $Ramp^{down}$ : کمینه ظرفیت افزایش توان دیزل ژنراتور  
 $A_{i,r,t}$ : ضرایب تابع هزینه دیزل ژنراتور  
 $C_{StartUp}$ : هزینه راه‌اندازی دیزل ژنراتور  
 $w_{diesel}(t)$ : متغیر باینری تعیین وضعیت دیزل ژنراتور  
 $Cost_{Loss}$ : هزینه به منظور جریمه عدم تأمین بار  
 $P_{Loss}$ : مجموع توان تأمین نشده  
 $PRICE$ : دو برابر قیمت خرید توان از شبکه بالاسری  
 $Cost_{Transfer}$ : هزینه تبادل توان در سیستم همسایگی  
 $P_t^{PV}$ : توان تولیدی توسط سلول خورشیدی  
 $P_{Wind}$ : توان تولیدی توسط توربین بادی  
 $E_{t,e}^{ES}$ : میزان شارژ باتری  
 $ES_{e,min}$ : کمینه مقدار شارژ باتری  
 $ES_{e,max}$ : بیشینه مقدار شارژ باتری  
 $P_{t,e}^{ES}$ : مقدار توان باتری  
 $P_{e,ES}^{min}$ : مقدار کمینه توان باتری  
 $P_{e,ES}^{max}$ : مقدار بیشینه توان باتری  
 $P_{t,e}^{ES+}$ : مقدار توان شارژ باتری  
 $P_{t,e}^{ES-}$ : مقدار توان دشارژ باتری  
 $P_{ex,t,s}$ : مقدار توان مبادله شده بین ریزشبکه‌ها  
 $P_{i,t,s}$ : مقدار توان ورودی به هر ریزشبکه  
 $P_{j,t,s}$ : مقدار توان خروجی از هر ریزشبکه  
 $LPSP$ : میزان بار تأمین نشده سیستم  
 $P_{deficiet}(t)$ : میزان انرژی تأمین نشده از کل بار مصرفی  
 $D(t)$ : کل تقاضای انرژی الکتریکی  
 $LOLE$ : احتمال تأمین نشدن انرژی مورد انتظار  
 $T_n$ : تعداد ساعات تأمین نشدن بار  
 $P_n$ : احتمال مورد انتظار تأمین نشدن بارها  
 $\hat{y}_t$ : خروجی پیش‌بینی مسأله  
 $y_t$ : خروجی واقعی مسأله

## ۱- مقدمه

مسأله تأمین انرژی ریزشبکه‌ها به عنوان یک چالش جدی مطرح است. ریزشبکه‌ها ممکن است علاوه بر شبکه سراسری برق، بر اساس شرایط اقلیمی هر منطقه به نوع خاصی از انرژی نظیر انرژی خورشیدی، انرژی بادی و سوخت‌های فسیلی، به منظور تأمین سوخت دیزل ژنراتور، دسترسی

چکیده: در این مقاله، یک استراتژی برای به دست آوردن برنامه‌ریزی بهینه به منظور مدیریت توان الکتریکی ریزشبکه‌ها، با اشتراک‌گذاری توان الکتریکی از طریق هماهنگی میان ریزشبکه‌ها و سیستم همسایگی، که هیچ هزینه اضافی برای واحدهای تولیدی ندارد، پیشنهاد شده است. میزان عدم قطعیت بار مصرف‌کنندگان، بر اساس شبکه عصبی دینامیکی و با توجه به روند پیاده‌سازی و دقت بالای پیش‌بینی، مدل می‌شود. از نگاه دیگر، برای تأمین انرژی الکتریکی ریزشبکه، علاوه بر اتصال به شبکه بالادست، از دیزل ژنراتور و انرژی‌های تجدیدپذیر مانند انرژی خورشیدی، انرژی بادی و باتری ذخیره‌ساز انرژی الکتریکی استفاده شده است. همچنین استفاده از فاکتورهای قابلیت اطمینان به همراه ارزیابی دقیق هزینه‌های جاری، موجب بهبود کارایی ریزشبکه می‌شود. از این رو، احتمال میزان بار تأمین نشده سیستم (LPSP) و احتمال تأمین نشدن انرژی مورد انتظار مصرف‌کنندگان شبکه انرژی الکتریکی (LOLE)، به عنوان فاکتورهای ارزیابی دقت هزینه‌های جاری مطرح می‌شوند. مدل پیشنهادی در نرم‌افزارهای GAMS و MATLAB پیاده‌سازی شده و نتایج حاصل نشانگر عملکرد مطلوب الگوریتم پیشنهادی بوده و موجب سوددهی سیستم مورد مطالعه می‌شود.

کلیدواژه: ریزشبکه، شبکه بالادست، سیستم همسایگی، قابلیت اطمینان، شبکه عصبی دینامیکی.

## پارامترها و نمادها

$Cost_{tot}$ : هزینه کلی سیستم  
 $Cost_{grid}$ : هزینه مبادله توان با شبکه بالاسری  
 $Cost_{DG}$ : هزینه دیزل ژنراتور  
 $P_{DG,t}^{diesel}$ : توان تولیدی توسط دیزل ژنراتور  
 $P_{DG}^{max}$ : بیشینه توان تولیدی توسط دیزل ژنراتور  
 $P_{DG}^{min}$ : کمینه توان تولیدی توسط دیزل ژنراتور

این مقاله در تاریخ ۱۶ فروردین ماه ۱۳۹۹ دریافت و در تاریخ ۲۷ آبان ماه ۱۳۹۹ بازنگری شد.

محمد ویسی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه پدافند هوایی خاتم‌الانبیا (ص)، تهران، ایران، (email: veysi@ssau.ac.ir).

محمدرضا سلطانیپور (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری، تهران، ایران، (email: soltanpour@ssau.ac.ir).

جعفر خلیل‌پور، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه پدافند هوایی خاتم‌الانبیا (ص)، تهران، ایران، (email: j\_khalilpour@yahoo.com).

هادی نیایی، کارشناس ارشد برق- کنترل، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران، (email: hadi\_niaei@yahoo.com).

## Archive of SID

ارائه شده است. ریزشیکه در نظر گرفته شده، مجهز به کنترل هوشمند و بارهای الکتریکی قابل کنترل می‌باشد که بار حرارتی از لحاظ آب گرم مورد نیاز و دمای مطلوب ساختمان، به طور دقیق مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. چندین عدم قطعیت در ارتباط با درجه حرارت، بار الکتریکی و حرارتی در مدل ارائه شده در نظر گرفته شده است. نتایج نشان می‌دهد که این نوع مدل‌سازی بار حرارتی همراه با اجرای شیفت بار، بر اساس داده‌های کنترل هوشمند، می‌تواند کنترل هوشمند<sup>۹</sup> CHP را تسهیل بخشد که این امر، منجر به انعطاف‌پذیری بیشتر ریزشیکه خواهد شد [۵]. در ادامه یک سیستم مدیریت انرژی هوشمند پیشنهاد شده تا به طور بهینه، توان تولیدی توسط منابع DG و سیستم‌های ذخیره انرژی را هماهنگ کند و در نتیجه هزینه عملکردی ریزشیکه‌ها را کمینه کند. در مدیریت هوشمند، پخش بار اقتصادی و بهینه‌سازی عملکرد DG در یک مسأله بهینه‌سازی تک‌هدفه، در یک سیستم مدیریت انرژی هوشمند ساده‌سازی شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند که مدل ارائه شده، قادر به پیش‌بینی ساعتی برق تولیدی بر اساس ورودی پیش‌بینی آب و هوا می‌باشد [۶]. همچنین در مقاله مربوط به بهینه‌سازی مدیریت انرژی در حضور منابع تولید انرژی تجدیدپذیر و پیل سوختی ادغام شده با سیستم‌های ذخیره‌ساز انرژی مانند باتری و هیدروژن، برنامه‌ریزی غیر خطی آمیخته با اعداد صحیح را می‌توان برای حل مسأله مدیریت انرژی از طریق استراتژی پاسخگویی بار مشاهده نمود. در این مقاله، هزینه‌های بهره‌برداری از سیستم‌های ذخیره‌ساز در کنار هزینه‌های مربوط به استفاده از پیل سوختی و الکترولایزر که به وسیله تولید انرژی الکتریکی با استفاده از هیدروژن به دست آمده است، از ادغام این دو عنصر، در دو حالت شارژ و دشارژ، قیدهای مربوط به تعادل توان به صورت بهینه رعایت گردیده‌اند. بایستی خاطر نشان کرد که در مقاله مذکور، مدل‌سازی عدم قطعیت انرژی خورشیدی و بادی به صورت کامل مدل نشده است. در نتیجه، خروجی مسأله بهینه‌سازی، حتی با در نظر گرفتن ذات غیر خطی مسأله که به منظور تعامل روش پاسخگویی بار با سیستم ذخیره‌ساز هیدروژن می‌باشد، دارای ابهام می‌گردد [۷]. در روشی دیگر، مدیریت انرژی در خانوارهایی که از منابع تجدیدپذیر در کنار باتری بهره می‌برند، مورد مطالعه قرار گرفته است. در این مرجع خودروهای برقی هم در نقش منبع و هم در نقش مصرف متغیر در نظر گرفته شده‌اند تا برنامه‌ریزی عدم قطعیت‌دار شکل تازه‌ای به خود بگیرد. الگوریتم طرح شده در این بررسی، ترکیب الگوریتم ژنتیک با برنامه‌ریزی صحیح چندهدفه می‌باشد. بررسی انجام گرفته شده بر روی ترکیب این روش با برنامه‌های پاسخگویی بار<sup>۱۰</sup>، در جهت جبران عدم قطعیت منابع درآمده و در نهایت منجر به کاهش انرژی خریداری شده از شبکه بالاسری و افزایش کاربرد سیستم تجدیدپذیر می‌شود. ولی عیب این روش در بیان عدم قطعیت است، زیرا نمی‌توان تنها با فاکتور پاسخگویی بار حالت‌های مختلف عدم قطعیت‌دار را به طور کامل در برنامه‌ریزی بلندمدت مدل کرد. در نتیجه کارایی این روش منحصر به مسأله خاص خود خواهد بود و عمومیت نخواهد داشت [۸].

در مقاله‌ای دیگر، یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر الگوریتم جستجوی گرانشی برای حل مسأله بهبود کارایی در ریزشیکه شامل انواع مختلف واحدهای DG با توجه ویژه به محدودیت‌های فنی، ارائه شده است. این الگوریتم شامل ایجاد برخی از تغییرات در مدل مصرف بار، با توجه به

داشته باشند. بنابراین با یک مدیریت صحیح و بهینه می‌توان علاوه بر بالابردن قابلیت اطمینان تأمین انرژی ریزشیکه‌ها، هزینه‌های جاری این ریزشیکه‌ها را نیز به میزان قابل توجهی کاهش داد.

امروزه تحقیق در مورد عملکرد ریزشیکه‌های چندگانه<sup>۱</sup> (MMS) به عنوان یکی از مفاهیم پرکاربرد در سیستم‌های قدرت مطرح شده است. برخی از مطالعات مربوط به ریزشیکه‌های چندگانه، راهکارهای عملیاتی مختلفی را با معرفی مفاهیمی مانند اشتراک‌گذاری توان و تبادل توان، به منظور مبادله برق میان ریزشیکه‌ها معرفی کرده‌اند. لازم به ذکر است، منابع تولید پراکنده<sup>۲</sup> (DG) مانند منابع تولید انرژی تجدیدپذیر و همچنین سیستم‌های ذخیره انرژی الکتریکی<sup>۳</sup> (EES) که اجزای اصلی ریزشیکه‌ها هستند، مورد بررسی قرار گرفته‌اند. به منظور تأکید بر اهمیت ریزشیکه‌ها، از ریزشیکه‌ها می‌توان در زمینه‌های مختلفی مانند محیط‌های دانشگاهی، مجتمع‌های مسکونی، تجاری و صنعتی استفاده کرد [۱].

در ادامه، یک ساختار استراتژی مقاوم بر اساس بررسی رفتار بازیگران انرژی‌های چندگانه<sup>۴</sup> ارائه شده است که منجر به افزایش سود و کاهش تصمیمات ریسک‌پذیر می‌گردد. این روش منحصراً برای سیستم‌های محلی که از مصرف چندگانه<sup>۵</sup> استفاده می‌کنند کاربرد ویژه‌ای دارد. در حقیقت ایده حل مسایل ابر انرژی<sup>۶</sup> به صورت برنامه‌ریزی دوسطحی با مدل‌کردن تناقض و تضادهای سیستم‌های ارائه‌کننده چندگانه انرژی و انواع مصرف‌کنندگان انرژی و توازن قیمت‌گذاری همراه با افزایش سهم حامل‌های تولید انرژی تجدیدپذیر، انجام می‌پذیرد [۲]. در بررسی دیگر، یک راه حل مبتنی بر حفاظت اطلاعات، قیمت بازار برق را در یک سیستم جزیره‌ای و در زمان مصرف<sup>۷</sup> ارائه می‌دهد. در این شماتیک اقتصادی که به اصطلاح به صورت لانه‌ای<sup>۸</sup> برنامه‌ریزی می‌شود، هدف، بهبود تأمین برق مشترکین انرژی در یک شبکه و همین طور بهینه‌سازی قیمت و انرژی ارائه شده به بازار برق می‌باشد تا با این رویکرد وابستگی خود را از شبکه بالاسری کاهش دهد. از دیدگاه مدیریتی، ساختار منابع تجدیدپذیر با توجه به پاسخگویی سریع به تغییرات مصرف، در حال گسترش می‌باشد [۳].

منابع انرژی تجدیدپذیر مبتنی بر منابع انرژی توزیع شده، برای مقابله با انتشار گازهای گلخانه‌ای و تأمین تقاضای فزاینده انرژی، ضروری است. در بررسی منابع انرژی تجدیدپذیر مبتنی بر منابع انرژی توزیع شده، در روشی، انرژی ریزشیکه به عنوان یک گره اختصاصی در شبکه توزیع برق که حامل‌های مختلف انرژی مانند گاز، برق و سرعت باد را به عنوان ورودی دریافت می‌کند و پس از تبدیل، ذخیره‌سازی و اتصال مستقیم، تقاضای مورد نیاز ریزشیکه را فراهم می‌کند. ریزشیکه بر اساس تابع هدفی که در آن انتشار گازهای گلخانه‌ای، قابلیت اطمینان، بهره‌وری در محیط تقاضای برق و بازار قیمت‌گذاری لحاظ شده است، به صورت بهینه کار می‌کند. هدف در این مقاله، کمینه‌کردن هزینه و بهبود قابل اطمینان می‌باشد [۴].

در بررسی دیگر، یک مدل برنامه‌ریزی بهینه برای ریزشیکه مسکونی

1. Multiple Microgrids
2. Distributed Generation
3. Electrical Energy Storage
4. Multi Energy Players
5. Multi Energy Demand
6. Energy Hub
7. Time of Use
8. Nested

9. Combined Heat and Power
10. Demand Response Programming

## Archive of SID

که مزیت اصلی برپایی منابع انرژی تجدیدپذیر بیشتر به علت هزینه سرمایه‌گذاری قابل قبول آنها در مقایسه با سیستم‌های انرژی مرسوم است [۱۳]. از این رو در بررسی دیگر، ترکیبی از منابع بادی و خورشیدی و باتری ذخیره‌ساز انرژی الکتریکی در نظر گرفته شده است. در بررسی انجام گرفته ابتدا الگوریتم ژنتیک<sup>۶</sup> وارد مسأله بهینه‌سازی دوسطحی<sup>۷</sup> شده تا هزینه را با توجه به محدودیت‌های داخلی منابع تولید انرژی‌های تجدیدپذیر و باتری، به عنوان هزینه سرمایه‌گذاری و بهره‌برداری به حداقل برساند. بعد از تعیین ظرفیت بهینه منابع در سیستم توزیع مفروض که بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت پخش بار بهینه انجام گرفته شده است، باتری را به عنوان جبرانگر مسئله پخش بار، وارد برنامه‌ریزی کرده و تلفات ناشی از عدم قطعیت منابع را کاهش می‌دهد [۱۴].

در مقاله‌ای دیگر، یک آنالیز حساسیت از نقش ذخیره‌کننده‌های انرژی در مرتفع کردن نامنظمی به وجود آمده به وسیله عدم قطعیت منبع خورشیدی، بیان شده است. در این تحقیق مفهوم سیستم ذخیره‌ساز ابر انرژی<sup>۸</sup> تعریف شده است. بر طبق تعریف این سیستم، ترکیب انواع ادوات ذخیره‌کننده انرژی الکتریکی به صورت بازار متصل به شبکه که در اختیار کلیه مصرف‌کنندگان می‌تواند قرار بگیرد، عنوان می‌شود. این سیستم آنالین با به اشتراک گذاشتن ظرفیت‌های قابل شرکت در بازار که در محل مصرف تعبیه شده‌اند، مستقیماً می‌تواند نقش مصرف‌کنندگان را به مشارکت‌کنندگان در بازار انرژی تبدیل کند. این یک ایده بسیار عملی و کاربردی در مبحث به کارگیری منابع انرژی‌های تجدیدپذیر غیر متصل به شبکه اصلی می‌باشد [۱۵].

با در نظر گرفتن مطالب فوق، استفاده از ریزشبکه‌های مجهز به انرژی‌های تجدیدپذیر به همراه سیستم همسایگی، مزایای متنوعی چون پیک‌سایی [۱۶]، افزایش هم‌زمان قابلیت اطمینان شبکه مصرف‌کنندگان انرژی الکتریکی در کنار کاهش هزینه‌های ناشی از خرید توان الکتریکی و تلفات [۱۷] و [۱۸]، کمک به تأمین خدمات سرویس‌های جانبی برای شبکه بالاسری در صورت مواجهه با افزایش ناگهانی دیماندا و کنترل تعادل مصرف و تولید را می‌تواند داشته باشد [۱۹]. همچنین استفاده از ایده تشکیل سیستم همسایگی با برنامه‌های پاسخگویی بار، مزایای اقتصادی فراوانی را می‌تواند به همراه داشته باشد [۲۰] و [۲۱].

از سویی دیگر، پیش‌بینی میزان بار مصرف‌کنندگان در جهت کاهش پیچیدگی محاسباتی، مسأله بهینه‌سازی می‌تواند مؤثر واقع گردد. با این توصیف شبکه‌های عصبی مصنوعی، کارایی خود را در جهت خطی کردن رفتار ناپایدار سری‌های زمانی به خوبی نشان داده‌اند. با توجه به این که سری زمانی، میزان مصرف بار دارای عدم قطعیت می‌باشد، رفتار ناپایداری دارد. از این جهت شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند این رفتار را با استفاده از روش پیش‌بینی به سمت پایداری بهبود ببخشد [۲۲]. از این نقطه نظر، شبکه عصبی تجزیه‌شده به وسیله الگوریتم WDT<sup>۹</sup> برای کاهش اثرات منفی تغییرات بار ارائه شده است که در آن میزان خطای پیش‌بینی ۰/۰۲۴ می‌باشد. در مرجع مشابه از روش POD<sup>۱۰</sup> در ساختار شبکه عصبی رو به جلو<sup>۱۱</sup> برای پیش‌بینی هم‌زمان بار الکتریکی و سرعت باد استفاده شده است که در آن میزان خطای پیش‌بینی برابر ۰/۰۰۹۸

دسترس می‌باشد [۹].

دسترسی به ذخیره‌کننده انرژی الکتریکی و پاسخ به تقاضا<sup>۱</sup> (DR) می‌باشد [۹].

علاوه بر موارد فوق، با توجه به رشد گسترده در پذیرش منابع انرژی تجدیدپذیر، سیستم قدرت ملزم به توسعه زیرساخت‌های مسکونی در اتصال و اجرای تولید و ذخیره‌سازی انرژی تجدیدپذیر و همچنین مدیریت انرژی انتقالی و توزیع بهینه بار می‌باشد. از این رو در ادامه، در روش‌هایی تکمیلی به ارائه ساختارهایی برای بازار خرده‌فروشی و نیز مدیریت توان در سیستم‌های توزیع مسکونی مبتنی بر تئوری بازی با استفاده از مدل کارنو، به روش ارزش شپلی و الگوریتم NIRA پرداخته شده است. همچنین نفوذ بالای تأمین‌کنندگان برق مسکونی به صورت پراکنده و افراد راغب به استفاده از انرژی‌های نو را در بهره‌برداری‌های اقتصادی و تأثیرگذاری در مکانیزم‌های تسویه بازار در حین مدیریت بهینه تولیدات و بارهای محلی‌شان فراهم ساخته است [۱۰].

در بررسی دیگر، نقش باتری‌های ذخیره‌ساز انرژی در حضور منابع تجدیدپذیر که از منابع بادی و خورشیدی تشکیل شده‌اند، شرح داده شده است. بدین صورت که برای هر منبع انرژی یک نوع باتری برای جبران عدم قطعیت ناشی از آن در نظر گرفته شده است. در این مطالعه نوع و ظرفیت باتری انتخابی برای هر منبع انرژی، با توجه به معیارهای عدم قطعیت هر منبع، به طور خاص برنامه‌ریزی شده تا بهره‌وری فنی و اقتصادی منبع تجدیدپذیر را افزایش دهد [۱۱].

از طرفی، یک الگوی بازگشتی اصلاحی<sup>۲</sup> در جهت مدل‌کردن عدم قطعیت هر دو بخش تولید انرژی‌های تجدیدپذیر و مصرف‌کنندگان به کار گرفته شده است. در این تحقیق مشخصات منابع تولید اعم از خورشیدی و بادی و مشخصات مصرف‌کنندگان انرژی الکتریکی در قالب پروسه احتمالات بررسی شده است. نوع حل مسئله عدم قطعیت در این تحقیق کاهش احتمال سناریوهای غیر ممکن بر اساس الگوریتم اصلاحی است. در این الگوریتم با گرفتن امید ریاضی<sup>۳</sup> هر منبع نسبت به بازه‌های زمانی سناریوهای محتمل، میزان افزایش درصد احتمال سناریوها را به دست آورده و در نتیجه سناریوهای با احتمال پایین را از فضای محاسباتی حذف می‌کند [۱۲]. در مقاله‌ای دیگر، یک برنامه‌ریزی مقاوم<sup>۴</sup> در شبکه‌های توزیع نشان داده شده که در هر دو عدم قطعیت سرعت باد و همچنین از کار افتادن ژنراتور منبع بادی مد نظر قرار گرفته است. در این تحقیق برنامه‌ریزی عدم قطعیت بر اساس ماهیت احتمالاتی را به دلیل کمبود اطلاعات، دارای نقص می‌داند و در جهت حل مسایلی که اطلاعات کمی از تابع توزیع احتمال پارامتر عدم قطعیت‌دار دارند، عمل می‌کند. در این تحقیق که به صورت برنامه‌ریزی دومرحله‌ای است، هدف بهینه‌سازی، علاوه بر کاهش هزینه و تعیین برنامه‌ریزی بهینه منبع انرژی بادی، مطالعات استاتیکی در جهت کاهش معیار انرژی انتظاری تأمین‌نشده<sup>۵</sup> (EENS) می‌باشد. مشاهده می‌شود که در این مرجع، در مرحله اول، برنامه‌ریزی ظرفیت بهینه منبع، بدون لحاظ عدم قطعیت در نظر گرفته شده و در مرحله دوم، با اعمال تصمیمات عملیاتی که بر اساس عدم قطعیت استوار است، توابع تصمیم محتمل را به صورت تابع خطی ترکیبی درجه دوم مدل می‌کند و توابع را با توجه به اطلاعات استاتیکی در حالت‌های محتمل مورد ارزیابی و آزمایش قرار می‌دهد. باید در نظر داشت

6. Genetic Algorithm
7. Bilevel Optimization
8. Cloud Energy Storage
9. Wavelet Decomposition Technique
10. Proper Orthogonal Decomposition
11. Feed Forward

1. Demand Respond
2. Affine Arithmetic
3. Expected Value
4. Robust Optimization
5. Expected Energy Not Served

## Archive of SID

محیطی بستگی دارد [۲۶]. از نظر مصرف نیز ریزشبه‌های موجود در این شبکه دارای تنوع مصرف بوده و نیروگاه‌ها باید قادر به تأمین انرژی مورد نیاز این ریزشبه‌ها در هر شرایطی باشند. بدیهی است که توان مازاد تولیدی در این شبکه در باتری‌های تعبیه‌شده در این ریزشبه‌ها، ذخیره می‌گردد. هدف کلی این است که بتوان با طراحی یک الگوریتم ترکیبی و هوشمند بهینه و استفاده از یک آرایش مناسب، میزان هزینه الکتریسیته ریزشبه‌ها به عنوان مصرف‌کننده‌ها را حداقل کرده و قابلیت اطمینان و امنیت و استقلال از شبکه را تا حد قابل قبولی بالا برد.

با در نظر گرفتن مطالب فوق، نوآوری این مقاله، به دست آوردن استراتژی ادغام‌شده با روش حل شبکه عصبی و استراتژی مربوط به تأمین بار در سیستم‌های همسایگی می‌باشد. بر این اساس، نوآوری و دستاوردهای مقاله در ۳ مورد زیر بیان می‌گردد:

(۱) مدل‌سازی سیستم همسایگی اشتراک توان الکتریکی در ریزشبه‌های دارای منابع انرژی تجدیدپذیر  
 (۲) رفع عدم قطعیت بار الکتریکی مصرفی ریزشبه‌ها با استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی دینامیکی و مدل کردن رفتار خطی بار الکتریکی مصرفی از طریق تشخیص الگو و آنالیز سری‌های زمانی بار الکتریکی

(۳) به دست آوردن یک نتیجه‌گیری کلی با استفاده از مقایسه روش‌های پیش‌بینی شبکه عصبی با روش‌های پیش‌بینی طرح‌شده و روش استراتژی حل مسأله اشتراک‌گذاری توان (سیستم همسایگی) با روش‌های طرح‌شده بهینه‌سازی

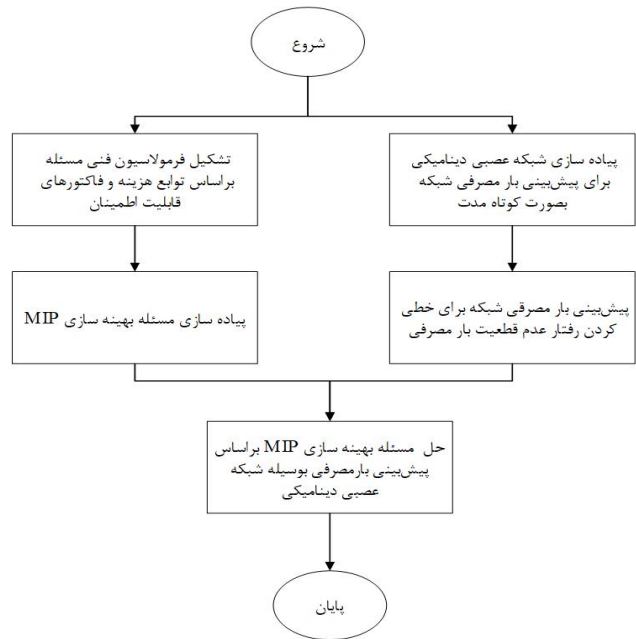
شکل ۱ نشان‌دهنده روندنامی کلی الگوریتم پیشنهادی می‌باشد. بر اساس این روندنام، پس از مدل‌سازی مسأله و استفاده از داده‌های استخراج‌شده از خروجی شبکه عصبی دینامیکی، جواب بهینه‌ای برای مسأله به دست می‌آید.

ابتدا در بخش ۲ به بیان مدل‌سازی سیستم پیشنهادی بر اساس مدل‌سازی منابع تولید انرژی الکتریکی و مدل‌سازی ذخیره‌سازها پرداخته شده و سپس عدم قطعیت بار مصرفی به وسیله پیش‌بینی شبکه عصبی دینامیکی مدل شده است. پس از آن تابع هزینه کلی سیستم و پارامترهای آن معرفی می‌شوند. در بخش ۳ بر اساس داده‌های پیش‌بینی شده بار مصرفی توسط شبکه عصبی دینامیکی در نرم‌افزار MATLAB، هزینه برق و قیدهای عملیاتی منابع تولید انرژی و ذخیره‌سازها، مدل ارائه‌شده در نرم‌افزار GAMS پیاده‌سازی شده و نتایج حاصل مورد بحث و بررسی واقع شده است. در بخش ۴ نوآوری‌ها و دستاوردهای مقاله بر اساس نتایج حاصل از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی ارائه شده است. در بخش ۵ نتیجه‌گیری کلی بر اساس نتایج حاصل از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی ارائه شده و در بخش ۶ نیز مراجع مورد استفاده در این مقاله بیان گردیده است.

## ۲- مدل‌سازی الگوریتم شبکه

به اشتراک‌گذاری و مبادله توان به منظور رسیدن به اهدافی نظیر کاهش هزینه‌های جاری ریزشبه‌ها، افزایش قابلیت اطمینان شبکه بالادست، افزایش راندمان کلی سیستم و بهبود سطح ولتاژ و فرکانس، مطرح می‌شود. در شکل ۲ نحوه ارتباط ریزشبه‌ها با یکدیگر و شبکه بالادست نشان داده شده است.

همان گونه که مشاهده می‌شود ریزشبه‌ها به صورت مجزا، هر کدام با شبکه بالادست در ارتباط هستند. همچنین امکان تبادل توان بین ریزشبه‌ها با یکدیگر از طریق خطوط انتقال شبکه بالادست فراهم می‌شود. فروش توان مازاد ریزشبه‌ها به شبکه بالادست از دیگر



شکل ۱: روندنامی کلی الگوریتم پیشنهادی.

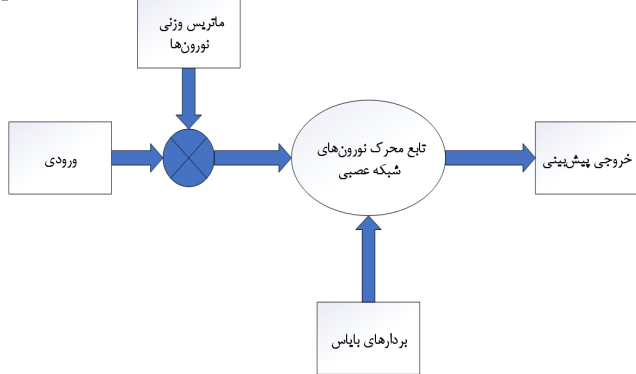
می‌باشد و اندازه این خطا جذر مجموع مجذور مربعات خطا می‌باشد [۲۳]. از نقطه نظر ارزیابی‌های اقتصادی، قابلیت اطمینان سیستم، مهم‌ترین فاکتور برای ارائه تصمیمات مسأله بهینه‌سازی می‌باشد. بر این اساس، میزان ارزیابی خروجی مسأله بهینه‌سازی، بایستی مطابق با ارزیابی‌های قابلیت اطمینان باشد. بسیاری از این ارزیابی‌ها در جهت میزان بار منقطع‌شده و همچنین احتمال عدم تأمین بار لازم، در نظر گرفته می‌شوند تا هزینه نهایی سیستم را توجیه‌پذیر سازند. بر این اساس LPS<sup>۱</sup> یکی از شاخص‌های ارزیابی عملکرد سیستم الکتریکی که در آن عدم قطعیت توان مصرفی موجود است، در نظر گرفته می‌شود [۲۴].

از سوی دیگر کاهش اندیس‌های احتمال از دست رفتن بار نیز، تصمیمات بهینه را سریع‌تر روشن می‌سازد که از میان آنها LOLE<sup>۲</sup> بیانگر میزان احتمال تلفات انرژی مصرفی در صورت افزایش یا رشد بار می‌باشد [۲۵].

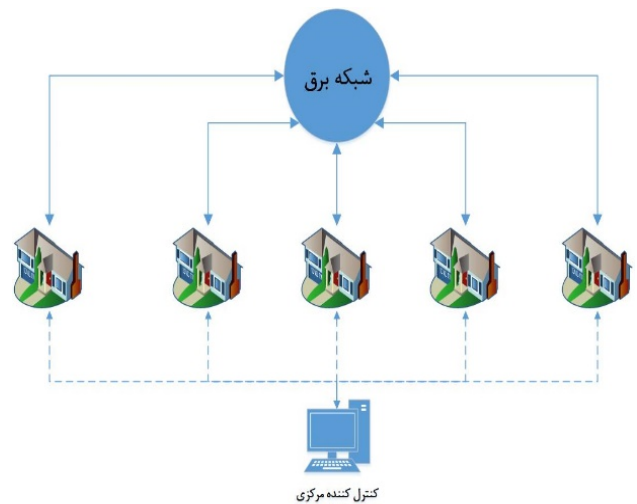
صرفاً در نظر گرفتن منابع تجدیدپذیر و تکنولوژی‌های جدید برای تأمین انرژی ریزشبه‌ها ضامن سودآوری، کاهش هزینه‌های ریزشبه‌ها و بالارفتن قابلیت اطمینان در تأمین انرژی نیست. بنابراین یک راهکار استراتژیک بهینه برای مدیریت انرژی این ریزشبه‌ها لازم است در نظر گرفته شود. لذا با مدیریت بهینه انرژی تمامی ریزشبه‌ها به صورت یکپارچه و مرکزی می‌توان میزان تولید بهینه منابع تولید این ریزشبه‌ها را مشخص کرده و میزان سودآوری هر یک از ریزشبه‌ها را به دست آورد. هدف اصلی از این سودآوری، کاهش هزینه‌ها، افزایش راندمان، افزایش قابلیت اطمینان جهت تأمین انرژی الکتریکی و استقلال ریزشبه‌ها می‌باشد. بدین منظور، یک سیستم جامع مدیریت مصرف برای افزایش قابلیت اطمینان و همچنین افزایش امنیت و تداوم تضمینی تحویل انرژی برق به ریزشبه‌ها به عنوان مصرف‌کننده‌ها و همچنین به حداقل رساندن وابستگی بین ریزشبه‌ها پیاده‌سازی می‌گردد. به منظور افزایش قابلیت اطمینان از منابع متنوع تولید، نظیر نیروگاه خورشیدی، نیروگاه بادی و نیروگاه دیزلی استفاده می‌شود که به اقلیم و شرایط

1. Loss of Power Supply Probability
2. Loss of Load Expectation

Archive of SID



شکل ۳: عملکرد محاسباتی شبکه عصبی.



شکل ۲: ارتباط ریزشبکه‌ها با یکدیگر، شبکه بالادست و کنترل کننده مرکزی.

پنهان و خروجی برابر سیگموئید، تانژانت هایپربولیک و تابع درجه اول خطی می‌باشد [۲۷]. بر این اساس شکل ۳ بیانگر عملکرد محاسباتی شبکه عصبی بر حسب ورودی، ماتریس وزنی، بردارهای بایاس، توابع محرک لایه‌ها و خروجی پیش‌بینی شده ترسیم می‌شود.

بر این اساس، خروجی پیش‌بینی شده شبکه عصبی بر حسب عملکرد تابع محرک بر روی ورودی‌ها، با در نظر گرفتن میزان وزن‌های هر ورودی و بردارهای بایاس به صورت زیر بیان می‌گردد

$$y_i = F(x_i \times w_i + b_i) \quad (1)$$

در رابطه فوق  $y_i$ ،  $F$ ،  $x_i$ ،  $w_i$  و  $b_i$  به ترتیب بیانگر خروجی پیش‌بینی شبکه عصبی، تابع محرک نورون‌ها، ماتریس ورودی، ماتریس وزنی نورون‌ها و بردارهای بایاس می‌باشد. با در نظر گرفتن رابطه فوق، برای رسیدن به خروجی پیش‌بینی مطلوب، بایستی مقدار بهینه هر یک از وزن‌های ورودی را به دست آورد تا خطای پیش‌بینی حداقل گردد. از این رو لازم است شبکه عصبی هر کدام از وزن‌ها را آموزش دهد. این آموزش بر سه اصل یادگیری ماتریس وزنی نورون‌های لایه ورودی به پنهان، محاسبه میزان خطای مؤثر در خروجی لایه‌های پنهان و آموزش ماتریس وزنی نورون‌های لایه پنهان به خروجی، بر اساس خطای محاسبه شده در خروجی لایه پنهان استوار است. بر این اساس سه اصل به ترتیب زیر فرموله می‌شوند

$$x_j = \sum_{i=1}^{t-n} \sum_{j=1}^h w_{ij} \times y_i + b_j \quad (2)$$

$$y_j = \frac{1}{1 + \exp(-x_j)}, \quad j = 1, 2, \dots, h \quad (3)$$

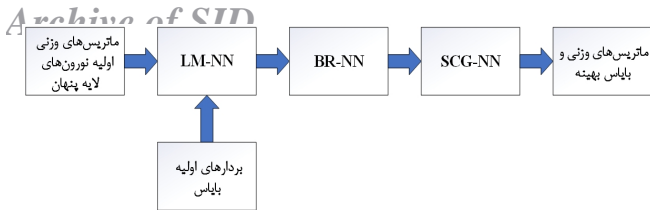
$$x_t = \sum_{j=1}^h \omega_{jt} \times y_j + a_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (4)$$

در روابط بالا  $x_j$  و  $y_i$  ورودی و خروجی‌های  $i$  امین نورون لایه پنهان و  $w_{ij}$  و  $b_j$  به ترتیب بیانگر ماتریس وزنی  $i$  امین نورون لایه ورودی به  $j$  امین نورون لایه پنهان و بردار بایاس ورودی‌ها در لایه پنهان با مقیاس  $\{-1$  و  $\} +1$  می‌باشند. همچنین  $x_t$ ،  $\omega_{jt}$  و  $a_t$  بیانگر بردار ورودی لایه خروجی شبکه عصبی، ماتریس وزنی  $j$  امین نورون لایه پنهان به نورون‌های لایه خروجی و بردار بایاس لایه خروجی می‌باشند. به بیان دیگر ورودی‌های مسئله به صورت تصادفی، وزن‌دار گشته و بعد از عملکرد تابع محرک لایه ورودی به عنوان ورودی توابع محرک لایه‌های پنهان معرفی می‌شوند. در این مرحله، لایه‌های پنهان بر اساس الگوریتم یادگیری دینامیکی که بر اساس روش پس‌انتشار خطاست، سعی بر کاهش خطای پیش‌بینی با تعیین وزن‌های بهینه بین لایه پنهان و لایه خروجی،

ویژگی‌های این الگوریتم می‌باشد. کنترل کننده مرکزی در اینجا وظیفه هماهنگ کننده را دارد و بر اساس سیگنال‌های مبنی بر کمبود و یا مازاد توان که از ریزشبکه‌ها ارسال می‌گردد، اقدام به مدیریت تبادل توان مابین ریزشبکه‌ها و شبکه می‌کند.

## ۲-۱ شبکه عصبی دینامیکی

شایان ذکر است که جواب‌های مسأله بهینه‌سازی ترکیب شده با ورودی‌های عدم قطعیت دار می‌توانند به وسیله خطی‌سازی رفتار این داده‌ها به سمت نقطه بهینه، با سرعت بیشتری برسند. از این رو پیش‌بینی، یکی از راهکارهای مفید برای حل مشکل عدم قطعیت می‌باشد که دقت نتایج را افزایش می‌دهد [۲۴]. در نتیجه، دقت پیش‌بینی، رابطه مستقیمی با جواب بهینه دارد. همچنین تکنیک‌های پیش‌بینی که با دقت بالا عمل می‌کنند، بایستی به کار گرفته شوند. در دهه‌های اخیر روش‌های هوشمند پیش‌بینی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و اقسام این نوع روش‌ها، کاربرد زیادی در خطی‌سازی مسایل بهینه‌سازی به وسیله پیش‌بینی دارد. لازم به ذکر است که هر پیش‌بینی دارای خطا می‌باشد و از این رو اگر خطای پیش‌بینی کاهش یابد، دقت جواب‌های بهینه‌سازی افزایش می‌یابد. این خطا همان میزان فاصله از داده‌های سری زمانی ورودی عدم قطعیت دار می‌باشد. چون این میزان فاصله، رابطه خطی با سری زمانی ورودی داده عدم قطعیت دار دارد، بایستی کاهش داده شود. شبکه عصبی دینامیکی، یک نوع بخصوص از روش‌های پیش‌بینی می‌باشد که با در نظر گرفتن حالت‌های قبلی سری زمانی، میزان رفتار داده عدم قطعیت دار را به صورت کوتاه‌مدت پیش‌بینی می‌کند. این شبکه دارای سه لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد. لایه اول سری زمانی گذشته داده ورودی را گرفته و وزن دار می‌کند. سپس این مقدار به تابع محرک لایه ورودی، وارد شده و آن را جهت پردازش شبکه عصبی آماده می‌کند. در لایه دوم، خروجی لایه اول به وسیله ترکیبی از روش‌های یادگیری، آموزش می‌یابد تا رفتار غیر خطی داده‌ها مشخص گردد. در این لایه نیز ورودی‌ها به وسیله تابع محرک، جهت پردازش مجدد آماده می‌شوند. این تشخیص به وسیله ارزیابی‌های آماری و با استفاده از مد، میانگین، واریانس، کوواریانس و تطبیق با سری زمانی گذشته به وسیله تعریف تابع خطا ارزیابی می‌گردد. بعد از رسیدن به خطای قابل قبول، شرایط خاتمه در لایه دوم اتفاق می‌افتد. در لایه آخر، خروجی لایه دوم مستقیماً به تابع محرک که دارای رابطه خطی می‌باشد، وارد شده و نتیجه برابر پیش‌بینی می‌گردد. لازم به ذکر است که توابع محرک لایه‌های اول،



شکل ۵: روش یادگیری شبکه عصبی دینامیکی.

ترسیم می‌شود.

با توجه به روش آموزش دینامیکی، خطای پیش‌بینی بر اساس رابطه زیر بیان می‌گردد

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - y_t)^2 \quad (5)$$

در (۵)، خطای پیش‌بینی برابر میانگین مجموع مجذور مربعات فاصله مقدار پیش‌بینی شده با مقدار واقعی می‌باشد.

### ۲-۲ تابع هدف

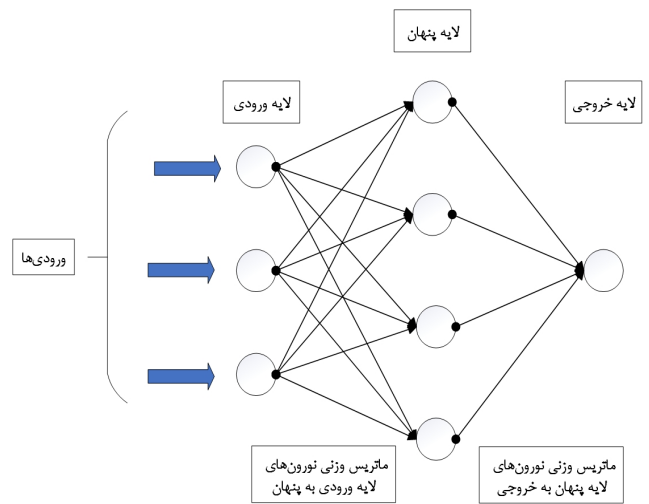
تابع هدف کلی برای تخصیص‌دادن هزینه مربوط به خرید توان از شبکه بالاسری، هزینه تولید توان از طریق منبع انرژی توزیع‌شده دیزل ژنراتور، هزینه مربوط به انتقال توان بین ریزشکده‌ها و هزینه مربوط به تلفات خطوط انتقال با بهره‌گیری از برنامه خطی آمیخته با اعداد صحیح و کنترل بهینه ریزشکده‌های به هم پیوسته، به صورت زیر تعریف می‌گردد

$$Cost_{tot} = \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^{T_s} (Cost_{Grid} + Cost_{DG} + Cost_{Loss} + Cost_{Transfer}) \quad (6)$$

در (۶)، تابع هدف بر روی ۵ ریزشکده مستقر در موقعیت‌های جغرافیایی مختلف و در مدت زمان ۲۴ ساعت مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. بر این اساس هزینه مربوط به خرید توان از شبکه بالاسری، به صورت اولویت‌بندی شده در رابطه برنامه‌ریزی تأمین انرژی ریزشکده‌ها محاسبه می‌گردد. مبنای خرید از شبکه بالاسری، بر اساس اولویت تأمین بخش قابل توجه بارها از منابع انرژی تجدیدپذیر و توزیع‌شده، با در نظر گرفتن رابطه تعادل توان استخراج می‌شود. یعنی میزان کمبود ناشی از شبکه انرژی داخلی ریزشکده‌ها بر عهده شبکه بالاسری می‌باشد. با این فرض ذکر شده  $Cost_{Grid}$  بیانگر هزینه مبادله توان با شبکه بالادست می‌باشد که اگر  $Cost_{Grid} > 0$  باشد، بیانگر خرید از شبکه و اگر  $Cost_{Grid} < 0$  باشد، بیانگر فروش به شبکه می‌باشد. لازم به ذکر است که این هزینه از ضرب توان مبادله‌شده در قیمت شبکه به دست می‌آید [۲۸]. از طرفی دیگر، هزینه تأمین توان از طریق دیزل ژنراتورها دارای یک رابطه درجه دوم با توان تزریقی به ریزشکده‌ها می‌باشد. بر این اساس  $Cost_{DG}$  هزینه کلی دیزل ژنراتور در نظر گرفته شده است. سومین عنصر در تابع هدف، متعلق به جریمه عدم تأمین بار ریزشکده‌ها فرض شده که در ادامه با تعریف فاکتور قابلیت اطمینان LOLE به دست می‌آید. این هزینه به صورت  $Cost_{Loss}$  بیان می‌گردد. آخرین فاکتور  $Cost_{Transfer}$  می‌باشد که بیانگر هزینه تبادل توان در سیستم همسایگی فرض شده است [۲۹].

### ۳-۲ مدل‌سازی منابع تولید توان الکتریکی

توان تولیدی منابع تجدیدپذیر مانند پنل‌های خورشیدی و توربین‌های بادی، ذاتاً احتمالاتی بوده و تابع عوامل محیطی است. به همین دلیل در این مقاله برای مدل‌سازی میزان توان تولیدی پنل‌های خورشیدی و



شکل ۴: ساختار کلی پیش‌بینی شبکه عصبی.

پیش‌بینی مطلوب را فراهم می‌آورد. در مرحله آخر بعد از اتمام آموزش و به دست آوردن وزن‌های بهینه، این وزن‌ها به عنوان وزن‌های لایه آخر محسوب شده و با عملکرد تابع محرک لایه خروجی که خطی است، پیش‌بینی را به دست می‌آورند.

همچنین شکل ۴، بیانگر ساختار کلی پیش‌بینی شبکه عصبی با در نظر گرفتن لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد.

مهم‌ترین فاکتور دقت پیش‌بینی شبکه عصبی دینامیکی، تشخیص رفتار ورودی عدم قطعیت‌دار به وسیله آموزش دقیق شبکه می‌باشد. از این رو، از سه روش یادگیری LM<sup>۱</sup>، BR<sup>۲</sup> و SCG<sup>۳</sup> برای آموزش وزن‌های لایه پنهان، جهت خطی‌سازی رفتار داده ورودی عدم قطعیت‌دار که منجر به پیش‌بینی کوتاه‌مدت می‌شود، استفاده گردیده است. در روش یادگیری LM داده‌های ورودی به نحوی آموزش می‌بینند که ماتریس وزنی به وسیله ماتریس‌های ژاکوبین و هسین خطای پیش‌بینی به سمت نقطه همگرایی مد نظر میل کند. در این صورت خطای پیش‌بینی تابعی از سری زمانی گذشته ورودی عدم قطعیت‌دار می‌شود. در مرحله بعد الگوریتم BR جهت جلوگیری از مشکل یادگیری بیش از حد<sup>۴</sup> استفاده می‌گردد تا با کاهش احتمال نویزهای سفید سری زمانی گذشته، به سمت کمینه‌کردن خطای پیش‌بینی با سرعت بیشتری میل کند. لازم به ذکر است که در این روش یک تابع درجه دوم که شامل وزن‌های داده‌های نویزدار می‌باشد، به معادله خطای پیش‌بینی وارد می‌شود تا تأثیر این داده‌ها را کاهش دهد. بعد از فیلتر کردن داده‌های نویزدار، روش SCG برای مشخص کردن جهت و تعداد گام بهینه جستجوی خطای پیش‌بینی شبکه عصبی، استفاده می‌شود. بدین صورت که از گرادیان خطای پیش‌بینی مشتق گرفته و مقادیر بهینه را با خطی‌کردن رابطه خطا به دست می‌آورند. این آموزش که به صورت آنلاین در جهت رسیدن به کمترین خطای پیش‌بینی، با در نظر گرفتن رفتار دینامیکی عدم قطعیت‌دار عمل می‌کند، شبکه عصبی مصنوعی دینامیکی نامیده می‌شود. بعد از رسیدن به همگرایی مورد نظر، آموزش خاتمه یافته و داده‌های خروجی لایه آخر به عنوان پیش‌بینی شبکه عصبی، وارد محاسبات بهینه‌سازی سیستم ریزشکده می‌شود [۲۴]. از این رو شکل ۵ برای بیان کردن روش یادگیری شبکه عصبی دینامیکی

1. Levenberge Marquardt
2. Bayesian Regularization
3. Scaled Conjugate Gradient
4. Over-Fitting Obstacle

فنی پنل و هم به میزان تابش خورشید بستگی دارد که از رابطه زیر به دست می‌آید [۳۲]

$$P_t^{pv} = A_c \eta I_t^\beta \quad (16)$$

در (۱۶)،  $A_c$ ،  $\eta$ ،  $I_t^\beta$  و  $P_t^{pv}$  به ترتیب نشان‌دهنده سطح مقطع پنل خورشیدی، راندمان پنل، تابش خورشید در ساعت  $t$  و توان تولیدی پنل خورشیدی در ساعت  $t$  می‌باشد.

### ۴-۳-۲ توان الکتریکی توربین بادی

توان الکتریکی تولیدی توسط توربین بادی، علاوه بر مشخصات فنی توربین، به سرعت باد نیز بستگی دارد که از رابطه زیر به دست می‌آید [۳۳]

$$P_{Wind} = \frac{16}{27} \times \frac{1}{2} \rho v^3 A \quad (17)$$

در (۱۷)، عدد  $16/27$  از قانون بنتز<sup>۱</sup> به دست می‌آید که به میزان هوای عبوری از داخل توربین بستگی دارد.  $\rho$ ،  $v$  و  $A$  به ترتیب چگالی هوا، سرعت باد و سطح مقطع پره‌های توربین را نشان می‌دهد.

### ۴-۴ ذخیره‌ساز الکتریکی (باتری)

قیود این بخش به صورت زیر می‌باشد [۳۴]

$$ES_{e,\min} \leq E_{t,e}^{ES} \leq ES_{e,\max} \quad (18)$$

$$P_{e,ES}^{\min} \leq P_{t,e}^{ES} \leq P_{e,ES}^{\max} \quad (19)$$

در (۱۸)،  $ES_{e,\min}$ ،  $E_{t,e}^{ES}$  و  $ES_{e,\max}$  به ترتیب کمینه شارژ باتری، شارژ باتری در ساعت  $t$  و بیشینه شارژ باتری می‌باشد و همچنین  $e$  نماد Electrical است. در (۱۹)،  $P_{e,ES}^{\min}$ ،  $P_{t,e}^{ES}$  و  $P_{e,ES}^{\max}$  به ترتیب حداقل توان شارژ و دشارژ باتری، توان شارژ و دشارژ باتری در ساعت  $t$  و حداکثر توان شارژ و دشارژ باتری می‌باشد

$$P_{t,e}^{ES} \times \Delta t \leq ES_{e,\max} - E_{t-1,e}^{ES} \quad (20)$$

$$E_{t,e}^{ES} = E_{t-1,e}^{ES} + (P_{t,e}^{ES+} - P_{t,e}^{ES-}) \times \Delta t \quad (21)$$

در (۲۱)، علامت مثبت و منفی در  $ES$  به ترتیب نشان‌دهنده توان شارژ و دشارژ باتری می‌باشد.

### ۴-۵ سیستم همسایگی

وجود ارتباط الکتریکی مابین ریزشکبه‌ها، موجب بالارفتن قابلیت اطمینان در تأمین بارهای مصرفی و افزایش بهره‌وری و سوددهی می‌گردد. از دیگر مزایای وجود امکان تبادل انرژی و همچنین تشکیل ائتلاف برای تأمین انرژی مورد نیاز ریزشکبه‌ها، می‌توان به پایین آمدن درصد اتکا به شبکه بالادست، به منظور تأمین انرژی مورد نیاز اشاره کرد. مدل ارائه شده برای سیستم یکپارچه همسایگی برای مبادله توان الکتریکی به صورت زیر است [۳۵]

$$P_{ex,t,s} = (P_{i,t,s} - P_{j,t,s}) \times line \quad (22)$$

در رابطه ذکر شده  $P_{ex,t,s}$  بیانگر توان مبادله شده کل در هر ساعت برای هر ریزشکبه و همچنین  $P_{i,t,s}$  و  $P_{j,t,s}$  به ترتیب نشان‌دهنده توان ورودی و خروجی به هر ریزشکبه در هر ساعت می‌باشند. در این رابطه  $line$  بیانگر وجود خط انتقال بین دو ریزشکبه است.

توربین‌های بادی، به ترتیب از توابع احتمالاتی نرمال و وییال استفاده شده که به تفکیک به صورت زیر مدل می‌گردند.

### ۲-۳-۱ مدل‌سازی عدم قطعیت منابع انرژی بادی و خورشیدی

این مدل‌سازی به این صورت انجام گرفته که داده‌های باد و تابش منطقه مورد نظر برای یک ماه، ساعت به ساعت جمع‌آوری شده و سپس با استفاده از میانگین، واریانس و تابع توزیع نرمال، داده‌های تابش خورشیدی برای یک روز به طور تصادفی، تولید شده‌اند. برای تولید داده‌های تصادفی برای سرعت باد، ابتدا ضرایب  $k_1$  و  $c_1$  محاسبه می‌شوند [۳۰] و سپس با استفاده از تابع توزیع وییال، داده‌های سرعت باد برای یک روز به دست آمده است. روابط مربوط به توزیع‌های وییال و نرمال به ترتیب در (۷) و (۸) نشان داده شده است [۳۱]

$$f(v) = \frac{k_1}{c_1} \left(\frac{v}{c_1}\right)^{k_1-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c_1}\right)^{k_1}\right] \quad (7)$$

$$h(v, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(v-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], v \in \mathbb{R} \quad (8)$$

در معادلات بالا،  $k_1$  و  $c_1$  پارامترهای مربوط به توزیع وییال و  $\mu$  و  $\sigma^2$  به ترتیب نشان‌دهنده میانگین و واریانس داده‌ها می‌باشند.

### ۲-۳-۲ توان الکتریکی دیزل ژنراتور

در این مقاله، دیزل ژنراتورها به عنوان واحدهای قابل توزیع در نظر گرفته شده‌اند و توربین‌های بادی و پنل‌های خورشیدی نیز به عنوان واحدهای تجدیدپذیر فرض گردیده‌اند. بنابراین با فرض این که واحدهای تجدیدپذیر هیچ گونه هزینه‌ای ندارند و توان خروجی آنها از یک برنامه وابسته به روز پیش‌رو پیروی می‌کند، قیود دیزل ژنراتور به شرح زیر خواهد بود [۲۸]

$$P_{DG}^{\min} \times w_{diesel} \leq P_{DG,t}^{diesel} \leq P_{DG}^{\max} \times w_{diesel} \quad (9)$$

$$P_{DG,t}^{diesel} - P_{DG,t-1}^{diesel} \leq Ramp^{up} \times P_{DG}^{\max} \quad (10)$$

$$P_{DG,t-1}^{diesel} - P_{DG,t}^{diesel} \leq Ramp^{down} \times P_{DG}^{\max} \quad (11)$$

رابطه (۹)، بیانگر بیشینه و کمینه حد مجاز برای تولید توان دیزل ژنراتور اختصاصی می‌باشد. روابط (۱۰) و (۱۱)، محدودیت‌های افزایش و کاهش در توان هر دیزل ژنراتور را نشان می‌دهد. تابع هزینه هر یک از دیزل ژنراتورها از یک تابع درجه دوم مبتنی بر توان الکتریکی تولیدی پیروی می‌کند که به صورت (۱۲) است

$$Cost_{DG,t}^{diesel} = A_1 (P_{DG,t}^{diesel})^2 + A_2 (P_{DG,t}^{diesel}) + A_3 \quad (12)$$

بنابراین برای جلوگیری از روشن و خاموش شدن متعدد دیزل ژنراتور در طول برنامه، یک هزینه راه‌اندازی به صورت (۱۳) و (۱۴) در نظر گرفته می‌شود

$$C_{StartUp} = \gamma(t) \times (Start_{Cost}^{Up}) \quad (13)$$

$$\gamma(t) = \max[(w_{diesel}(t) - w_{diesel}(t-1)), 0] \quad (14)$$

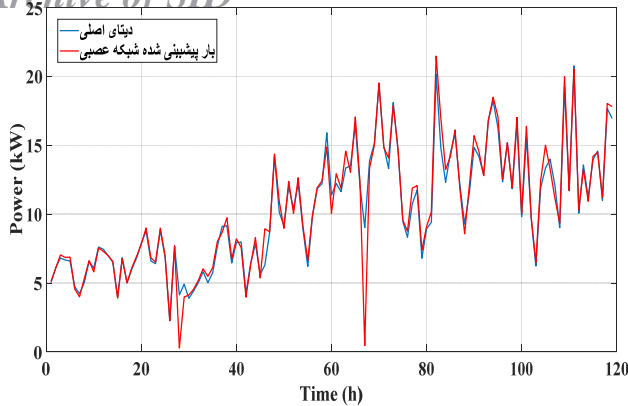
رابطه (۱۴)، بیانگر تغییر در حالت‌های دیزل ژنراتور است و بنابراین هزینه کلی دیزل ژنراتور از (۱۵) به دست خواهد آمد

$$Cost_{DG} = C_{StartUp} + C_{DG,t}^{diesel} \quad (15)$$

### ۲-۳-۳ توان الکتریکی پنل خورشیدی

توان الکتریکی تولیدی توسط پنل‌های خورشیدی هم به مشخصات

## Archive of SID



شکل ۶: دیاگرام بار مصرفی فرض شده [۲۴] و مقدار پیش بینی شده توسط شبکه عصبی دینامیکی برای هر یک از ریزشکها.

تمامی بارها در ساعت‌های مصرف، دارای مقدار کیفی یکسانی می‌باشند. با توجه به تعریف، این فاکتور میزان انرژی تأمین نشده مورد انتظار را در هر ساعت با توجه به احتمال یکسان هر ساعت محاسبه می‌کند [۲۵]

$$LOLE = \sum_{t=1}^{24} \sum_{n \in S} T_n \times P_n \quad (26)$$

$$Cost_{loss} = P_{loss} \times LOLE \times PENALTY \quad (27)$$

که در (۲۶)،  $P_n$  بیانگر احتمال مورد انتظار تأمین نشدن بارها در فضای حالت رخداد تأمین نشدن بار ( $n \in S$ ) می‌باشد.  $T_n$  نیز تعداد ساعات تأمین نشدن بار بوده که بر اساس تحلیل داده‌های پیش‌بینی شده شبکه عصبی دینامیکی با داده‌های واقعی به دست می‌آید. همچنین در (۲۷) که بیانگر جریمه عدم تأمین بار است،  $P_{loss}$  برابر مجموع توان‌های تأمین نشده طی ۲۴ ساعت در ۵ ریزشکها می‌باشد. همچنین  $PENALTY$ ، دو برابر قیمت خرید توان از شبکه بالاسری فرض می‌شود.

### ۳- نتایج و بحث

در این مقاله با توجه به پیش‌بینی بار مصرفی توسط شبکه دینامیکی عصبی، مدل برنامه‌ریزی خطی مختلط اعداد صحیح و معیارهای ارزیابی قابلیت اطمینان، بحث نتایج بر اساس تصمیمات بهینه به منظور کاهش هزینه، با در نظر گرفتن دو حالت با سیستم همسایگی و بدون سیستم همسایگی، پیاده‌سازی شده است.

برای تحلیل این ارزیابی‌ها از توابع هزینه و فاکتورهای قابلیت اطمینان استفاده می‌گردد که در بخش‌های قبلی توضیح داده شده است. سیستم پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزارهای GAMS و MATLAB شبیه‌سازی شده‌اند و نتایج به دست آمده به شرح زیر می‌باشد. منابع تولید و ذخیره انرژی الکتریکی استفاده‌شده در هر ریزشکها، به همراه مشخصات فنی ادوات در جدول ۱ آمده است. همچنین مقایسه بار مصرفی ریزشکها در مورد مطالعه با مقدار پیش‌بینی شده شبکه عصبی دینامیکی به صورت شکل ۶ در نظر گرفته شده است. قابل توجه است که در این شکل بار مصرفی ۵ مصرف‌کننده به صورت سری زمانی طی ۱۲۰ ساعت رسم شده است. همچنین روش پیشنهادی برای پیش‌بینی بار مصرفی الکتریکی، با روش متداول شبکه عصبی که بر مبنای روش‌های یادگیری BR، LM و SCG به طور مجزا مورد مقایسه قرار می‌گیرد. بیشتر این که برای تصدیق کارایی روش پیشنهادی در جهت پیش‌بینی، ۳ روش ادغام‌یافته با شبکه عصبی و منطق فازی نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد. این ۳ روش شامل سیستم استنتاج فازی تطبیق‌یافته با شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۱: مشخصات منابع تولید و ذخیره انرژی ریزشکها [۲۸].

باتری	دیزل ژنراتور	توربین بادی	پنل خورشیدی	مشخصات ادوات ریزشکها
۱۲ kW	۲۰ kW	-	۶ kW	ریزشکها ۱
۱۰ kW	۱۰ kW	۴ kW	-	ریزشکها ۲
۸ kW	-	۳ kW	۴ kW	ریزشکها ۳
-	۱۵ kW	-	-	ریزشکها ۴
۱۵ kW	۱۲ kW	۴,۵ kW	۵ kW	ریزشکها ۵

### ۶-۲ تعادل توان

با در نظر گرفتن روابط فوق، فرمولاسیون زیر تعادل توان در جهت ارضای تقاضای بار الکتریکی و استفاده بهینه از منابع انرژی‌های تجدیدپذیر، دیزل ژنراتورهای توزیع شده در هر ریزشکها و شبکه بالاسری را فراهم می‌نماید

$$P_{DG,t}^{diesel} + P_t^{pv} + P_{Wind} + P_{t,e}^{ES} = D(t) + P_{ex,t,s} \quad (23)$$

این رابطه، شبکه همسایگی را ملزم به استفاده بهینه از منابع انرژی‌های تجدیدپذیر، دیزل ژنراتورهای توزیع شده در هر ریزشکها و شبکه بالاسری می‌کند. همچنین  $D(t)$  کل تقاضای انرژی الکتریکی برای ۵ ریزشکها در طول ۲۴ ساعت می‌باشد. لازم به ذکر است در این رابطه توان باتری دارای دو مقدار بوده که در هر ساعت، فقط قادر به شارژ و یا دشارژ می‌باشد و به صورت زیر بیان می‌گردد

$$P_{t,e}^{ES} = \alpha P_{t,e}^{ES,charge} + \beta P_{t,e}^{ES,discharge} \quad (24)$$

$$\alpha + \beta = 1, \alpha, \beta \in \{0, 1\}$$

### ۷-۲ معیارهای ارزیابی اقتصادی و قابلیت اطمینان

#### LPSP ۱-۷-۲

یکی از فاکتورهای قابلیت اطمینان در جهت ارزیابی میزان بار تأمین نشده سیستم، در صورت مشارکت تأمین‌کنندگان انرژی الکتریکی مصرف‌کنندگان، به وسیله حل مسأله بهینه‌سازی تخصیص منابع می‌باشد. بر این اساس، این فاکتور بعد از پیش‌بینی بار مصرف‌کنندگان به وسیله شبکه عصبی دینامیکی و با تخصیص بهینه منابع تولید انرژی الکتریکی به دست می‌آید. لازم به ذکر است که این مقدار کمی فاکتور قابلیت اطمینان، نشان‌دهنده بیشترین منقطع شدن شبکه مصرف‌کنندگان انرژی الکتریکی می‌باشد. از این رو با توجه به ارزیابی اقتصادی و قابلیت اطمینان، تأثیر مستقیمی در تصمیم‌گیری‌های بهینه در جهت تحلیل هدف‌های چندگانه مسأله مورد نظر دارد [۲۴]

$$LPSP = \frac{\sum_{t=1}^{24} P_{deficient}(t)}{\sum_{t=1}^{24} D(t)} \quad (25)$$

که  $P_{deficient}(t)$  بیانگر میزان انرژی تأمین نشده از کل بار مصرفی است.

#### LOLE ۲-۷-۲

یکی دیگر از مهم‌ترین فاکتورهای ارزیابی قابلیت اطمینان یک سیستم، احتمال تأمین نشدن انرژی مورد انتظار مصرف‌کنندگان شبکه انرژی الکتریکی می‌باشد که با توجه به تمامی حالات محتمل سیستم که شامل تأمین یا عدم تأمین بار هست، محاسبه می‌شود. از آنجایی که هر حالت محتمل به صورت یک پیشامد مستقل تحلیل می‌شود، در نتیجه،



مد کاری	با همسایگی		بدون همسایگی	
	LPSP	هزینه کلی (\$)	LPSP	هزینه کلی (\$)
۱	۰	-۳۶,۶۲۵۶	۱۷,۵۱۶۱	۰,۲
۲	۰	-۲۲,۵۰۳۳	۳۱,۶۳۸۴	۰,۱۶۵
۳	۰	-۳۶,۶۳۶۴	۱۷,۵۰۵۳	۰,۰۰۲۱۶۱

جدول ۴: احتمال مورد انتظار تأمین نشدن بارها.

مد کاری	۱	۲	۳
LOLE	۰	۰,۵	۰,۳۳۷۵

باعث کاهش هزینه گردد. بدون در نظر گرفتن سیستم هوشمند همسایگی و فروش به شبکه بالادست، مقدار هزینه روزانه ریزشکها برابر ۱۷,۵۱۶۱ دلار در روز به دست می‌آید، در حالی که با در نظر گرفتن سیستم هوشمند همسایگی و فروش به شبکه بالادست مقدار هزینه روزانه ریزشکها برابر با ۳۶,۶۲۵۶- دلار در روز می‌باشد که نشانگر تأثیر مثبت سیستم همسایگی در سود کلی مسأله بهینه‌سازی می‌باشد. به بیان دیگر، سیستم همسایگی از ژنراتورهای موجود در ریزشکها، استفاده بهینه کرده و موجب سودآوری سیستم مورد بحث شده است. با توجه به این که منابع انرژی تجدیدپذیر دارای هزینه نمی‌باشند، در نتیجه در بازه برنامه‌ریزی بلندمدت، بایستی هزینه تعمیر و نگهداری در نظر گرفته شود. ولی چهارچوب این مقاله برنامه‌ریزی بهینه روزانه به همراه سیستم همسایگی بوده و بحث در این مورد در این مقاله نمی‌گنجد. در واقع سیستم همسایگی با استفاده بهینه از منابع تجدیدپذیر هر یک از ریزشکها، موجب کاهش خرید از شبکه بالاسری شده و به موجب آن هزینه‌های کلی سیستم را کاهش می‌دهد. با در نظر گرفتن نرخ رشد بار، میزان هزینه کلی سیستم برای تأمین بار مشترکین بدون در نظر گرفتن سیستم همسایگی ۳۱,۶۳۸۴ دلار می‌شود. این مقدار با در نظر گرفتن سیستم همسایگی برابر ۲۲,۵۰۳۳- بوده و تأثیر مثبت سیستم همسایگی را در این مورد نیز به خوبی نشان می‌دهد. از سوی دیگر با در نظر گرفتن خروجی پیش‌بینی شبکه عصبی دینامیکی میزان هزینه مد نظر برای تأمین بار شبکه بدون در نظر گرفتن سیستم همسایگی برابر ۱۷,۵۰۳۳ دلار می‌باشد. همچنین با در نظر گرفتن سیستم همسایگی این مقدار برابر ۳۶,۶۳۶۴- دلار بوده که بیانگر تأثیر مثبت سیستم همسایگی در سود کلی مسأله بهینه‌سازی می‌باشد. در نتیجه استفاده از راهکار شبکه عصبی دینامیکی برای رفع عدم قطعیت مصرف بار و استراتژی تبادل توان با سیستم همسایگی، موجب کاهش هزینه کلی سیستم می‌گردد. لازم به ذکر است از لحاظ معیار قابلیت اطمینان LPSP تعداد بارهای تأمین نشده از انرژی الکتریکی با در نظر گرفتن سیستم همسایگی برابر صفر می‌باشد. ولی این مقدار بدون در نظر گرفتن سیستم همسایگی برای مدهای کاری اول، دوم و سوم به ترتیب برابر ۰,۲، ۰,۱۶۵ و ۰,۰۰۲۱۶۱ است. به بیان دیگر، بدون سیستم همسایگی، ممکن است کسری از بارها تأمین نشوند. با توجه به نتایج مشاهده شده، سیستم پیشنهادی وابستگی به شبکه بالاسری را از طریق به اشتراک گذاشتن منابع ریزشکها کاهش داده و در نتیجه هزینه کلی سیستم را کاهش می‌دهد. نکته بسیار مهم دیگر این که منابع دیزل ژنراتور هر یک از ریزشکها، بعد از تخصیص بار مصرفی الکتریکی در رابطه تعادل توان، مازاد انرژی خود را که بیشتر از حالت بدون همسایگی است، به شبکه بالاسری در جهت افزایش سود و تأمین رزرو بالاسری می‌فروشد.

جدول ۲: مقایسه روش پیشنهادی پیش‌بینی با ۶ روش متداول.

الگوریتم	میانگین خطا	بیشینه	تعداد	زمان
		تعداد تکرار	جمعیت اولیه	شبه‌سازی (S)
ANFIS	۰,۰۰۷۹	۱۰۰	۵۰	۶۹
ANFIS-GA	۰,۰۰۳۱	۱۰۰	۵۰	۱۰۷
ANFIS-PSO	۰,۰۰۳۱۱	۱۰۰	۵۰	۸۸
ANN-LM	۰,۰۰۰۱	۱۰۰۰	-	۳۱۱۱
ANN-BR	۰,۰۰۰۳۰۱	۱۰۰۰	-	۲۵۶۱
ANN-SCG	۰,۰۰۰۲۱۳	۱۰۰۰	-	۲۰۸۳
DANN	-	-	-	-
پیشنهادی	۰,۰۰۰۰۱۹	۱۰۰۰	-	۱۰۲۱

۱) (ANFIS) و الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و تجمع ذرات (PSO) می‌باشد. در ANFIS به طور مجزا الگوریتم پس‌انتشار خطا (BP) فقط واریناس و انحراف معیار مرحله غیر فازی‌سازی<sup>۴</sup> را به صورت بهینه تعیین می‌کند تا در نهایت منجر به ماتریس‌های وزنی بهینه گردد. این نوع الگوریتم در جایی که سرعت محاسبات از اهمیت بالایی برخوردار است، بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد. ولی الگوریتم پس‌انتشار خطا بر روی پارامترهای تنظیم مرحله فازی‌سازی<sup>۵</sup>، انحراف معیار و واریناس، تغییری ایجاد نمی‌کند. در نتیجه در مرحله فازی‌سازی، جهت جست‌وجو، پارامترهای تنظیم به صورت کاملاً تصادفی انتخاب می‌شود که از معایب این روش می‌باشد. از سوی دیگر، با ادغام الگوریتم‌های فراابتکاری ذکر شده در مرحله فازی‌سازی، می‌توان جهت بهینه جست‌وجوی ماتریس‌های وزنی را تسریع بخشید. در جدول ۲، نتایج این مقایسه بیان شده است. با توجه به جدول، روش پیشنهادی با در نظر گرفتن میانگین خطا، بیشترین دقت را در میان الگوریتم‌های پیشنهادی دارد. برای ارزیابی نتایج مقاله، سه مد کاری در نظر گرفته می‌شود که عبارتند از:

۱) با در نظر گرفتن داده‌های اصلی و بدون در نظر گرفتن نرخ رشد بار  
 ۲) دیدگاه قطعی شده با در نظر گرفتن نرخ رشد ۱/۲ برابر بار اصلی  
 ۳) دیدگاه پیش‌بینی روند رشد بار به وسیله شبکه عصبی دینامیکی هدف اصلی در این مقاله به دست آوردن برنامه‌ریزی بهینه با در نظر گرفتن عدم قطعیت ناشی از بارهای الکتریکی می‌باشد. بر این اساس مد کاری ۳ با بهره‌گیری از ابزار پیش‌بینی شبکه عصبی دینامیکی در جهت حل مشکل عدم قطعیت، اعمال می‌شود. در این راستا، نتایج خروجی حاصل از حل مسأله بهینه‌سازی با استفاده از خروجی پیش‌بینی بار توسط شبکه عصبی به صورت مقایسه نسبی در کنار مدهای ۱ و ۲ انجام گرفته است.

در واقع، مینیمم کردن هزینه انرژی با مدیریت عملکرد بهینه دستگاه‌ها با در نظر گرفتن محدودیت‌های ریزشکها، بنیان این مقاله می‌باشد. به طوری که عدم قطعیت بار مصرفی به وسیله شبکه عصبی دینامیکی، طی ۲۴ ساعت پیش‌بینی گردیده تا بتواند پیچیدگی محاسبات را کاهش دهد. با توجه به نتایج جدول‌های ۳ و ۴، سیستم هوشمند همسایگی می‌تواند باعث انعطاف‌پذیری در برنامه مدیریت بهینه انرژی این ریزشکها شده و

1. Adaptive Neural Network Based Fuzzy Inference System
2. Particle Swarm Optimization
3. Back Propagation
4. Defuzzification
5. Fuzzification

## Archive of SID

بارها توسط شبکه بالادستی، برابر با مقدار واقعی داده‌ها فرص می‌شود. در نتیجه با محاسبه این مد، ۸۱ حالت ممکن عدم تأمین بار محاسبه شده و احتمال این حالت برابر ۰/۳۳۷۵ به دست می‌آید. علاوه بر این، در مد کاری اول با توجه به تأمین تمامی بارها توسط شبکه بالاسری، این مقدار برابر صفر به دست می‌آید. با تحلیل جدول‌های ۳ و ۴، دقت و عملکرد روش استفاده از پیش‌بینی شبکه عصبی دینامیکی، از لحاظ هزینه کلی، سود حاصل از تبادل توان و فاکتورهای *LPS* و *LOLE*، برتری خود را نسبت به دو مد کاری دیگر نشان می‌دهد. اگرچه احتمال مورد انتظار برای مد اول برابر صفر محاسبه شده است ولی با توجه به هزینه کلی سیستم، سود حاصل از تبادل توان و معیار *LPS*، امکان اتخاذ تصمیمات بهینه بر اساس مد کاری اول، از لحاظ اقتصادی و فنی امکان‌پذیر نیست. در الگوریتم پیشنهادی به دلیل شرایط خاص ریزشکبه شماره ۴ که فاقد هر گونه منابع تولید تجدیدپذیر بوده و جهت تأمین نیاز خود، مجبور به خرید از شبکه بالاسری می‌باشد، حال با استفاده از سیستم همسایگی توان مورد نیاز این ریزشکبه، با قیمت کمتری توسط ریزشکبه‌های مجاور، تأمین می‌شود. شرایط تأمین توان مورد نیاز از سیستم همسایگی برای ریزشکبه‌های دیگر نیز برقرار است.

شکل ۷، بیانگر مجموع توان مبادله شده ریزشکبه‌ها با شبکه بالادست، به تفکیک هر ریزشکبه است. مقادیر مثبت، نشان‌دهنده توان خریداری شده از شبکه بالادست و مقادیر منفی، نشان‌دهنده توان فروخته شده به شبکه بالادست است. الگوریتم مورد استفاده در مدل پیشنهادی، باعث افزایش تولید و در نتیجه باعث افزایش میزان فروش به شبکه بالادست و افزایش سود کلی سیستم شده است.

شکل‌های ۸ تا ۱۰ نشان‌دهنده توان منابع تولیدی، به تفکیک ریزشکبه‌های مورد مطالعه است. باید در نظر داشت که برای داده‌های مربوط به انرژی‌های بادی، خورشیدی و باتری از [۲۴] و برای دیزل ژنراتور از [۲۸] استفاده شده است. لازم به ذکر است که ظرفیت باتری ذخیره‌ساز انرژی به صورت ضریبی از داده اولیه به کار برده شده است.

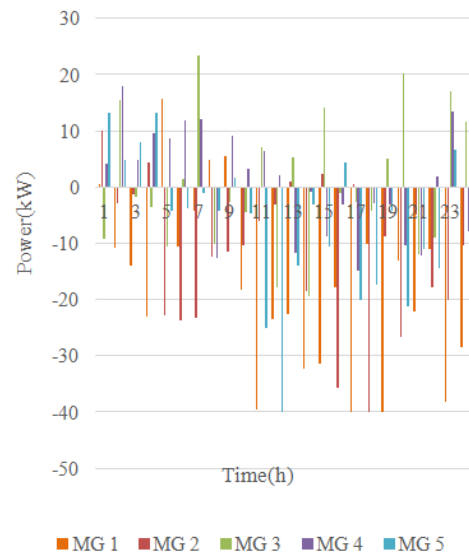
از مقایسه شکل‌های ۷ و ۱۰، این نتیجه استنباط می‌گردد که به علت پایین بودن هزینه خرید انرژی الکتریکی از شبکه بالاسری در ساعات ابتدایی روز (تا ۹)، انرژی مورد نیاز ریزشکبه‌ها از شبکه بالاسری تأمین شده است. در مقابل تا ساعات پایانی شب، به علت بالا بودن هزینه خرید انرژی از شبکه، دیزل ژنراتورها به کمک سیستم انرژی تجدیدپذیر، علاوه بر تأمین انرژی مورد نیاز ریزشکبه‌ها، مازاد انرژی تولیدی خود را در جهت سودآوری به شبکه بالاسری می‌فروشند.

شکل ۱۱، توان باتری‌های هر یک از ریزشکبه‌ها را به تفکیک نمایش می‌دهد و همان گونه که مشاهده می‌شود در سیستم پیشنهادی، دشارژ باتری‌ها در ساعات اوج بار و شارژ باتری‌ها در ساعات کم‌باری و ساعتی که قیمت شبکه سراسری پایین بوده، رخ داده است.

شکل ۱۲، یک حالت مقایسه‌ای بین تمامی ریزشکبه‌ها دارد و همان گونه که مشاهده می‌شود در حالت مجموع، منابع تولید انرژی ریزشکبه‌ها و شبکه بالادست و همچنین با استفاده از تبادل انرژی بین ریزشکبه‌ها، قادر به تأمین بار مصرفی ریزشکبه‌ها بوده و هم‌زمان مازاد توان به شبکه بالادست فروخته شده و باعث افزایش سود و قابلیت اطمینان سیستم مورد مطالعه شده است.

جدول ۵ نشان‌دهنده مجموع تبادلات توان ریزشکبه‌ها در طی ۲۴ ساعت با یکدیگر در سیستم همسایگی می‌باشد. ستون عمودی ریزشکبه فرستنده توان و ستون افقی ریزشکبه دریافت‌کننده توان را نشان می‌دهد.

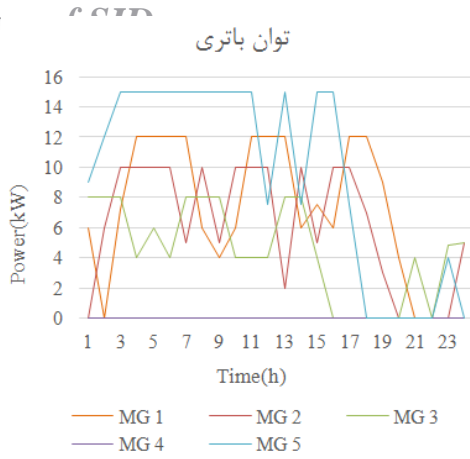
## توان مبادله شده با شبکه



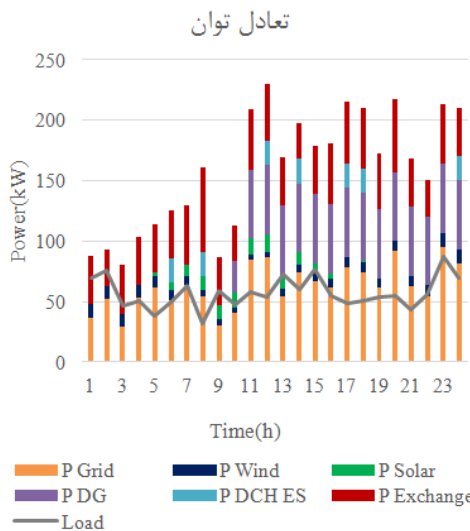
شکل ۷: توان کل مبادله شده با شبکه بالادست.

با توجه به جدول ۳ مشاهده می‌شود که مد کاری شبکه عصبی دینامیکی، توانسته است با نظم‌بخشیدن به عدم قطعیت بار، از طریق پیش‌بینی ۲۴ ساعته، هزینه کل سیستم، بدون در نظر گرفتن اثر سیستم همسایگی را در مقایسه با دو مد کاری دیگر کاهش دهد. به زبان دیگر، با استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی، میزان هزینه کل سیستم در مقایسه با مدهای ۱ و ۲ به اندازه ۰/۰۵٪ و ۴۴/۶۷٪ کاهش پیدا کرده است. همچنین در این جدول میزان سود حاصل از تبادل توان با سیستم همسایگی با دخیل شدن پیش‌بینی شبکه عصبی دینامیکی، در جهت نظم‌بخشیدن به عدم قطعیت بار در مقایسه با مدهای ۱ و ۲ به اندازه ۰/۰۲٪ و ۶۲/۸٪ افزایش پیدا کرده است. در نتیجه می‌توان گفت که در هر دو جهت کاهش هزینه کلی سیستم و افزایش سود حاصل از تبادل توان، شبکه عصبی دینامیکی دارای بهترین عملکرد در جهت حل مسأله بهینه‌سازی است و همچنین معیار *LPS* به دست آمده در مد کاری ۳ (۰/۰۰۲۱۶۱) نشان‌دهنده کاهش احتمال قطعی بارها و بیانگر کارایی استراتژی انجام گرفته در این مقاله می‌باشد. از سوی دیگر جدول ۴ برای نشان دادن احتمال مورد انتظار (*LOLE*) در جهت تأمین نشدن بارها در ۳ مد کاری مورد ارزیابی قرار گرفته که به شرح زیر می‌باشد.

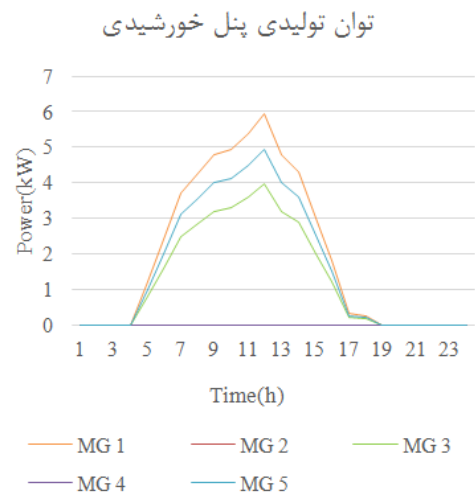
شرح جدول ۴ بدین صورت است که در مجموع دو حالت با در نظر گرفتن مد کاری اول که به صورت تأمین یا عدم تأمین بار می‌باشد، در نظر گرفته می‌شود. در نتیجه برای هر ساعت احتمال تأمین نشدن بارها به صورت یکسان به دست می‌آید. از آنجایی که در مد کاری دوم نرخ رشد بار ۰/۲ نسبت به حالت پایه فرض شده است، تمامی بارها را شبکه بالادستی نمی‌تواند در همه ساعات روز تأمین کند. با توجه به این دیدگاه از ۲۴۰ حالت ممکن ۱۲۰ حالت برای تأمین نشدن بار در نظر گرفته می‌شود. با تقسیم این عدد بر تعداد تمامی حالات ممکن، احتمال مورد انتظار عدم تأمین بارها برابر ۰/۵ به دست می‌آید. به صورت مشابه، در مد کاری سوم که روش پیش‌بینی شبکه عصبی برای بارها به کار برده می‌شود، تعداد تمامی حالات ممکن ۲۴۰ می‌باشد. با توجه به خروجی شبکه عصبی و مقایسه با داده‌های واقعی، ساعتی که خروجی شبکه عصبی بیشتر از داده‌های واقعی است، به عنوان ساعات محتمل تأمین نشدن بار که شبکه بالادستی قادر به تأمین آن نمی‌باشد، در نظر گرفته می‌شود. لازم به ذکر است که در این مد، بیشینه توان قابل ارائه به



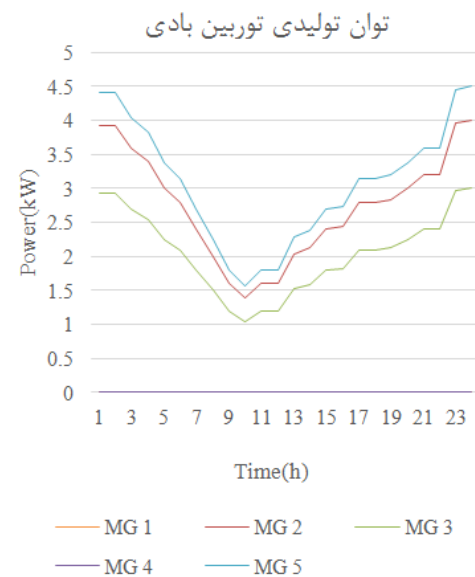
شکل ۱۱: سطح شارژ باتری هر یک از ریزشبکه‌ها.



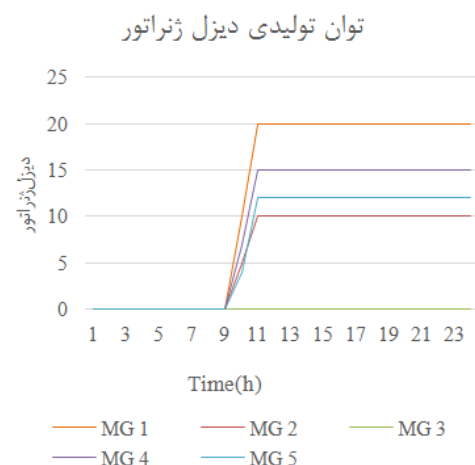
شکل ۱۲: نمودار مقایسه‌ای میزان تولید و بار مصرفی.



شکل ۸: توان تولیدی پنل خورشیدی هر یک از ریزشبکه‌ها.



شکل ۹: توان تولیدی توربین بادی هر یک از ریزشبکه‌ها.



شکل ۱۰: توان تولیدی دیزل ژنراتور هر یک از ریزشبکه‌ها.

- ۱) متعادل کردن حل مسأله بهینه‌سازی ریزشبکه‌هایی که دارای منابع تولید تجدیدپذیر هستند، با استفاده از روش پیش‌بینی و مدل‌سازی رفتار غیر خطی بار مصرفی الکتریکی از طریق شبکه عصبی دینامیکی
- ۲) مدل‌سازی رفتار پارامترهای عدم قطعیت‌دار، در حل مسأله بهینه‌سازی با توجه به معیارهای کمی و کیفی قابلیت اطمینان از طریق فرموله کردن رابطه جریمه در صورت تأمین‌نشدن بار مصرفی الکتریکی
- ۳) مدل‌سازی سیستم همسایگی ریزشبکه‌ها با استفاده از استراتژی تبادل توان در جهت بالانس رابطه تعادل توان و به دست آوردن سود ناشی از خرید و فروش توان از طریق سیستم همسایگی
- ۴) ادغام هم‌زمان استراتژی حل مسأله عدم قطعیت ناشی از مصرف بار الکتریکی با الگوریتم تبادل و اشتراک‌گذاری منابع تولید انرژی هر ریزشبکه به منظور رسیدن به جواب بهینه
- ۵) تبدیل هزینه‌های ناشی از تولید توان منابع توزیع‌شده دیزل ژنراتورها در هر ریزشبکه به فرصت سودآوری از طریق فروش توان مازاد به ریزشبکه‌های همسایه و شبکه بالاسری
- ۶) ایجاد یک بسته مطمئن و مناسب برای مصرف‌کنندگان دارای منابع تولید انرژی الکتریکی در جهت فعالیت در بازار الکتریکی

وجود این تبادلات موجب بالارفتن راندمان سیستم شده و در نتیجه میزان سوددهی و قابلیت اطمینان سیستم پیشنهادی را افزایش می‌دهد.

#### ۴- نوآوری و دستاوردهای مسأله بهینه‌سازی

در ادامه به بیان دستاوردها و نوآوری‌های این مقاله پرداخته می‌شود.

جدول ۵: مجموع توان مبادله شده بین ریزشبه‌ها طی ۲۴ ساعت (KW).

	ریزشبکه ۱	ریزشبکه ۲	ریزشبکه ۳	ریزشبکه ۴	ریزشبکه ۵
ریزشبکه ۱	-	۷۰	۱۲۰	۱۰	۹۰
ریزشبکه ۲	۲۰	-	۰	۱۲۰	۷,۳۹۹۸
ریزشبکه ۳	۱۲۰	۲۰	-	۰	۱۵۰
ریزشبکه ۴	۲۵,۵۷۴۹	۱۲۰	۰	-	۱۰
ریزشبکه ۵	۱۵۰	۳۹,۷۷۷۴	۹۰	۱۰	-

بیشترین حد شارژ باتری که موجب افزایش هزینه و در نهایت سیستم می‌گردد، اجتناب شود.

## مراجع

- [1] W. P. Lee, J. Y. Choi, and D. J. Won, "Coordination strategy for optimal scheduling of multiple microgrids based on hierarchical system," *Energies*, vol. 10, no. 9, p. 1336, Sept. 2017.
- [2] M. Yazdani-Damavandi, N. Neyestani, M. Shafie-Khah, J. Contreras, and J. P. Catalao, "Strategic behavior of multi-energy players in electricity markets as aggregators of demand side resources using a bi-level approach," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 397-411, Mar. 2017.
- [3] A. Hussain, V. H. Bui, and H. M. Kim, "A resilient and privacy-preserving energy management strategy for networked microgrids," *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 9, no. 3, pp. 2127-2139, Sept. 2016.
- [4] F. Brahman, M. Honarmand, and S. Jadid, "Optimal electrical and thermal energy management of a residential energy hub, integrating demand response and energy storage system," *Energy and Buildings*, vol. 90, pp. 65-75, Mar. 2015.
- [5] S. Pazouki, M. R. Haghifam, and A. Moser, "Uncertainty modeling in optimal operation of energy hub in presence of wind, storage and demand response," *International J. of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 61, pp. 335-345, Jul. 2014.
- [6] M. Tasdighi, H. Ghasemi, and A. Rahimi-Kian, "Residential microgrid scheduling based on smart meters data and temperature dependent thermal load modeling," *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 5, no. 1, pp. 349-357, Jul. 2013.
- [7] ع. مهدی‌زاده و ن. تقی‌زادگان کلانتری، "برنامه‌ریزی بهینه اقتصادی یک ریزشبه در حالت جزیره‌ای با در نظر گرفتن منابع تجدیدپذیر بادی و خورشیدی، باتری و سیستم ذخیره‌ساز هیدروژنی در حضور برنامه پاسخگویی بار،" *نشریه مهندسی برق و مهندسی کامپیوتر ایران، الف- مهندسی برق، سال ۱۵، شماره ۱، صص ۱۱-۱، بهار ۱۳۹۶*.
- [8] J. Yang, J. Liu, Z. Fang, and W. Liu, "Electricity scheduling strategy for home energy management system with renewable energy and battery storage: a case study," *IET Renewable Power Generation*, vol. 12, no. 6, pp. 639-648, Apr. 2017.
- [9] M. Marzband, H. Alavi, S. S. Ghazimirsaeid, H. Uppal, and T. Fernando, "Optimal energy management system based on stochastic approach for a home microgrid with integrated responsive load demand and energy storage," *Sustainable Cities and Society*, vol. 28, no. 1, pp. 256-264, Jan. 2017.
- [10] N. Zhang, Y. Yan, S. Xu, and W. Su, "Game-theory-based electricity market clearing mechanisms for an open and transactive distribution grid," *IEEE Power & Energy Society General Meeting*, 5 pp., Denver, CO, USA, 26-30 Jul. 2015.
- [11] Y. Yang, S. Bremner, C. Menictas, and M. Kay, "Battery energy storage system size determination in renewable energy systems: a review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 91, pp. 109-125, Aug. 2018.
- [12] V. Mohan, R. Suresh, J. G. Singh, W. Ongsakul, and N. Madhu, "Microgrid energy management combining sensitivities, interval and probabilistic uncertainties of renewable generation and loads," *IEEE J. on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, vol. 7, no. 2, pp. 262-270, Mar. 2017.
- [13] F. Alismail, P. Xiong, and C. Singh, "Optimal wind farm allocation in multi-area power systems using distributionally robust optimization approach," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 536-544, Mar. 2017.
- [14] Y. Liu, J. Yang, X. Zhu, Y. Wang, B. He, J. Zhu, et al., "Bi-level planning model for optimal allocation of WT-PV-ESS in distribution networks," *The J. of Engineering*, vol. 13, no. pp. 1696-1701, Apr. 2017.

## ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله سعی شده که حل مسأله بهینه‌سازی ریزشبه‌های دارای منابع انرژی تجدیدپذیر با استفاده از روش پیش‌بینی شبکه عصبی، بر مبنای تشخیص الگوی رفتار بار مصرفی الکتریکی و استفاده از سیستم همسایگی پیاده‌سازی شود. بر این مبنای، این دو روش در مسأله مورد مطالعه، ادغام شده‌اند تا موجبات حل بهینه مسأله را فراهم آورند. همچنین در این مقاله به بررسی تأثیر سیستم همسایگی بر روی سیستم‌های تولید توان الکتریکی در ریزشبه‌ها، ارتباط بین ریزشبه‌ها، میزان تبادل توان بین ریزشبه‌ها و شبکه بالادست، به منظور بالابردن قابلیت اطمینان و کاهش هزینه‌های جاری این ریزشبه‌ها پرداخته شده است. همچنین عدم قطعیت بار مصرفی با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی دینامیکی به وسیله پیش‌بینی کوتاه‌مدت، مدل شده است. انتخاب منابع تولید و ذخیره انرژی در سیستم پیشنهادی به گونه‌ای بوده که تمامی احتمالات پیش رو برای یک ریزشبه، اعم از شرایط جوی و شرایط مکانی و اقلیمی را پوشش داده و نتایج را به صورت بهینه ارائه دهد. از این رو فاکتورهای قابلیت اطمینان جهت ارزیابی دقت بالای نتایج حاصل از ادغام پیش‌بینی شبکه عصبی دینامیکی و مدل‌سازی سیستم همسایگی، مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در مسأله بهینه‌سازی، نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که سیستم پیشنهادی، علاوه بر کاهش هزینه‌های جاری ریزشبه‌ها، عملکرد آنها را بهبود بخشیده و موجب افزایش قابلیت اطمینان شبکه مورد مطالعه شده است. بنابراین، دو استراتژی دیگر که بدون نظر گرفتن تأثیر عدم قطعیت بار و با در نظر گرفتن نرخ رشد بار، جهت مقایسه مطرح می‌شوند. نتایج حاصل از شبیه‌سازی استراتژی پیشنهادی بیانگر کاهش هزینه کلی سیستم انرژی به صورت ۰.۰۵٪ و ۴۴.۶۷٪ به ترتیب نسبت به استراتژی‌های اول و دوم می‌باشد. همچنین با در نظر گرفتن استراتژی پیشنهادی، میزان سود تبادل توان با سیستم همسایگی نیز ۰.۰۲٪ و ۶۲.۸٪ نسبت به استراتژی‌های اول و دوم افزایش پیدا می‌کند که بیانگر کارایی استراتژی پیشنهادی می‌باشد. بایستی خاطر نشان کرد که معیار میزان احتمال بار تأمین‌نشده سیستم با در نظر گرفتن تأثیر عدم قطعیت بار مصرفی الکتریکی نیز (۰.۰۰۲۱۶۱) به صورت قابل قبول و مطابق با کاهش هزینه کلی سیستم، کاهش پیدا می‌کند. لازم به ذکر است که احتمال تأمین‌نشده انرژی مورد انتظار مصرف‌کنندگان شبکه انرژی الکتریکی (۰.۳۲۷۵) نیز نسبت به استراتژی دوم به صورت منطقی کاهش یافته است. در مجموع این نتیجه را می‌توان گرفت که سیستم همسایگی با به اشتراک گذاشتن منابع تجدیدپذیر ریزشبه‌ها، بخش قابل توجهی از نیاز سیستم به شبکه بالاسری را کاهش می‌دهد. همچنین فرصت مناسبی را برای دیزل ژنراتورها فراهم می‌کند تا مازاد ظرفیت خود را برای فروش به شبکه بالاسری اختصاص دهند و موجب افزایش قابلیت اطمینان هم برای ریزشبه‌ها و هم برای شبکه بالاسری به عنوان یک منبع رزرو شوند. علاوه بر این، استراتژی پیشنهادی، طوری برنامه‌ریزی شده تا از

- [31] M. Sedghi, S. K. Hannani, and M. Boroushaki, "Estimation of weibull parameters for wind energy application in Iran's cities," *Wind and Structures*, vol. 21, no. 2, pp. 203-221, Aug. 2015.
- [32] M. Majidi, S. Nojavan, and K. Zare, "Optimal stochastic short-term thermal and electrical operation of fuel cell/photovoltaic/battery/grid hybrid energy system in the presence of demand response program," *Energy Conversion and Management*, vol. 144, pp. 132-142, Jul. 2017.
- [33] T. Khalili, A. Jafari, M. Abapour, and B. Mohammadi-Ivatloo, "Optimal battery technology selection and incentive-based demand response program utilization for reliability improvement of an insular microgrid," *Energy*, vol. 169, pp. 92-104, Feb. 2019.
- [34] M. Marzband, F. Azarnejadian, M. Savaghebi, E. Pouresmaeil, J. M. Guerrero, and G. Lightbody, "Smart transactive energy framework in grid-connected multiple home microgrids under independent and coalition operations," *Renewable Energy*, vol. 126, pp. 95-106, Oct. 2018.
- [35] E. Sorin, L. Bobo, and P. Pinson, "Consensus-based approach to peer-to-peer electricity markets with product differentiation," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 34, no. 2, pp. 994-1004, Oct. 2018.
- محمد ویسی** در سال ۱۳۸۳ مدرک کارشناسی مهندسی برق- الکترونیک خود را از دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری و در سال ۱۳۹۱ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق- مکترونیک خود را از دانشگاه علوم و تحقیقات دریافت نمود. نامبرده تا سال ۱۳۹۴ در دانشکده برق دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری مشغول به فعالیت بوده و از سال ۱۳۹۴ تا کنون مربی دانشکده مهندسی برق دانشگاه پدافند هوایی خاتم الانبیاء (ص) می‌باشد. در حال حاضر ایشان دانشجوی مهندسی برق- قدرت در مقطع دکتری دانشگاه صنعتی شیراز می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: کنترل غیرخطی، کنترل مدلزشی، کنترل فازی، کنترل پیش‌بین مدل و کاربردها آنها در سیستم‌های مکترونیک و سیستم‌های قدرت.
- محمدرضا سلطانیپور** در سال ۱۳۷۴ مدرک کارشناسی مهندسی برق- مخابرات خود را از دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری و در سال ۱۳۸۲ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق- کنترل خود را از دانشگاه صنعتی شاهرود دریافت نمود. از سال ۱۳۸۳ نامبرده به عنوان هیأت علمی در مرتبه مربی در دانشکده برق دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری به کار مشغول بود و در همان سال به دوره دکتری مهندسی برق- کنترل در دانشگاه صنعتی شاهرود وارد گردید و در سال ۱۳۸۷ موفق به اخذ درجه دکتری در مهندسی برق- کنترل از دانشگاه مذکور گردید. دکتر سلطانیپور اینک نیز عضو هیأت علمی دانشکده برق دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری با مرتبه دانشیاری می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند رباتیک، کنترل مقاوم غیرخطی و کنترل فازی می‌باشد.
- جعفر خلیل‌پور** در سال ۱۳۷۴ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری و در سال ۱۳۷۷ و ۱۳۸۸ مدارک کارشناسی ارشد و دکتری خود را از دانشگاه تربیت مدرس اخذ نمودند. دکتر خلیل‌پور هم اکنون عضو هیأت علمی دانشکده مهندسی برق دانشگاه پدافند هوایی خاتم الانبیاء(ص) با مرتبه دانشیاری می‌باشد.
- هادی نیایی** در سال ۱۳۹۴ مدرک کارشناسی مهندسی برق- قدرت خود را از دانشگاه تبریز و در سال ۱۳۹۶ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق- کنترل خود را از دانشگاه صنعتی سهند اخذ نمودند.
- [15] X. Yan, C. Gu, F. Li, and Z. Wang, "LMP-based pricing for energy storage in local market to facilitate PV penetration," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 33, no. 3, pp. 3373-3382, Dec. 2017.
- [16] K. Mahmud, M. S. H. Nizami, J. Ravishankar, M. J. Hossain, and P. Siano, "Multiple home-to-home energy transactions for peak load shaving," *IEEE Trans. on Industry Applications*, vol. 56, no. 2, pp. 1074-1085, Jan. 2020.
- [17] M. I. Azim, W. Tushar, and T. K. Saha, "Investigating the impact of P2P trading on power losses in grid-connected networks with prosumers," *Applied Energy*, vol. 263, p. 114687, Apr. 2020.
- [18] A. Paudel, L. Sampath, J. Yang, and H. B. Gooi, "Peer-to-peer energy trading in smart grid considering power losses and network fees," *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 11, no. 6, pp. 4727-4737, May 2020.
- [19] K. Zhang, S. Troitzsch, S. Hanif, and T. Hamacher, "Coordinated market design for peer-to-peer energy trade and ancillary services in distribution grids," *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 11, no. 4, pp. 2929-2941, Jan. 2020.
- [20] Z. Liang, Q. Alsafasfeh, T. Jin, H. Pournabak, and W. Su, "Risk-constrained optimal energy management for virtual power plants considering correlated demand response," *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 10, no. 2, pp. 1577-1587, Nov. 2017.
- [21] J. C. do Prado and W. Qiao, "A stochastic decision-making model for an electricity retailer with intermittent renewable energy and short-term demand response," *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 10, no. 3, pp. 2581-2592, Feb. 2018.
- [22] F. Jabari, A. Masoumi, and B. Mohammadi-Ivatloo, "Long-term solar irradiance forecasting using feed-forward back-propagation neural network," in *Proc. 3rd Int. Conf. of IEA*, 6 pp., Tehran, Iran, 28 Feb.-1 Mar. 2017.
- [23] H. Dongmei, H. Shiqing, H. Xuhui, and Z. Xue, "Prediction of wind loads on high-rise building using a BP neural network combined with POD," *J. of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 170, no. 1, pp. 1-17, Nov. 2017.
- [24] A. Masoumi, S. Ghassem-Zadeh, S. H. Hosseini, and B. Z. Ghavidel, "Application of neural network and weighted improved PSO for uncertainty modeling and optimal allocating of renewable energies along with battery energy storage," *Applied Soft Computing*, vol. 88, p. 105979, Mar. 2020.
- [25] M. J. H. Moghaddam, et al., "Optimal sizing and energy management of stand-alone hybrid photovoltaic/wind system based on hydrogen storage considering LOEE and LOLE reliability indices using flower pollination algorithm," *Renewable Energy*, vol. 135, pp. 1412-1434, May 2019.
- [۲۶] ر. غفارپور، س. زمانیان، ع. خان احمدی و م. وحید پاکدل، " طراحی بهینه و اجرای سیستم تأمین انرژی پایگاه مرزی با در نظر گرفتن عدم قطعیت، " نشریه علوم و فناوری پدافند نوین، سال ۱۰، شماره ۳، صص. ۲۵۰-۲۴۳، پاییز ۱۳۹۸.
- [27] A. Masoumi, F. Jabari, and B. Mohammadi-Ivatloo, "Wind speed forecasting using back propagation artificial neural networks in north of Iran," *J. of Energy Management and Technology*, vol. 1, no. 3, pp. 21-27, Dec. 2017.
- [28] F. Hamzeh Aghdam, J. Salehi, and S. Ghaemi, "Assessment of power flow constraints impact on the energy management system of multi-microgrid based distribution network," *J. of Energy Management and Technology*, vol. 2, no. 3, pp. 31-41, Sept. 2018.
- [29] A. Luth, J. M. Zepter, P. C. del Granado, and R. Egging, "Local electricity market designs for peer-to-peer trading: the role of battery flexibility," *Applied Energy*, vol. 229, pp. 1233-1243, Nov. 2018.
- [30] M. Marzband, R. R. Ardeshiri, M. Moafi, and H. Uppal, "Distributed generation for economic benefit maximization through coalition formation-based game theory concept," *International Trans. on Electrical Energy Systems*, vol. 27, no. 6, p. 2313, Jun. 2017.