

برنامه‌ریزی بهینه تولید برای واحدهای تولید پراکنده در یک ریزشبکه هیبریدی بر اساس شاخص ترکیبی جذابیت و انتشار آلاینده

احسان اکبری^۱

^۱دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه علوم و فنون مازندران، بابل، ایران، akbari.ieee@gmail.com

چکیده

با توسعه واحدهای تولید پراکنده، استفاده از ریزشبکه‌های هیبرید در کنار سیستم‌های ذخیره‌سازی انرژی، آینده صنعت برق را دچار دگرگونی کرده است. ریزشبکه‌ها در کنار مزایای متعددی که به همراه دارند، در صورت عدم برنامه‌ریزی صحیح می‌توانند شاخص‌های امنیت، قابلیت اطمینان، پایداری و سایر شاخص‌های شبکه را تضعیف کنند. در این مقاله به منظور برنامه‌ریزی بهینه تولید واحدهای تولید پراکنده و برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ سیستم ذخیره‌ساز از نوع باتری در یک ریزشبکه هیبرید، یک شاخص جذابیت جدید تعریف شده است. همچنین میزان انتشار گازهای آلاینده واحدهای تولیدی به عنوان شاخص دوم در نظر گرفته شده و در کنار شاخص پیشنهادی، یک مسئله بهینه‌سازی دو هدفه را تشکیل می‌دهد. برای حل این مسئله بهینه‌سازی که از نوع غیرخطی و غیرمحدب است، الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک رتبه‌بندی غیرغالب نوع ۲ (NSGA-II) مورد استفاده قرار گرفته است. قابلیت این الگوریتم در گریز از تله پاسخ‌های محلی و سرعت همگرایی بالا دلیل استفاده از آن است. به منظور مقایسه بیشتر، الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات کوانتومی (QPSO) هم که یک روش حل مسائل چند هدفه سنتی است، پیاده‌سازی شده است. عملکرد هر دو الگوریتم در حل مسئله بهینه‌سازی پیشنهادی روی یک ریزشبکه هیبرید استاندارد تست شده است. نتایج حاصل نشان‌دهنده سرعت همگرایی بالاتر و عملکرد بهتر الگوریتم NSGA-II از نظر بهینگی پاسخ نهایی است.

واژه‌های کلیدی: ریزشبکه هیبرید، برنامه‌ریزی بهینه تولید، شاخص جذابیت، الگوریتم ژنتیک رتبه‌بندی غیرغالب نوع ۲، الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات کوانتومی.

۱. مقدمه

نگرانی‌های جهانی در مورد آلودگی زیست محیطی و نیز کمبود سوخت‌های فسیلی، کل دنیا را به استفاده از انرژی‌های تجدیدپذیر برای تولید برق تشویق کرده است. اما تناوبی و متغیر بودن توان تولیدی تجدیدپذیر، مشکلات جدیدی را برای شبکه به وجود آورده است. ادغام واحدهای تجدیدپذیر و سیستم ذخیره انرژی در قالب ریزشبکه و استفاده از آن در نزدیکی بار، راه کاری است که برای مقابله با این تغییرات توان ارائه شده است [۱]. ریز شبکه در واقع مجموعه‌ای از بارها و منابع تولیدی است که در سطح توزیع برق به یکدیگر متصل می‌شوند [۲]. این واحدهای تولیدی می‌توانند هم از نوع واحدهای تجدیدپذیر و هم واحدهای غیرتجدیدپذیر باشند [۳]. از آنجایی که ریزشبکه‌ها هم در مود متصل به شبکه و هم در مود جزیره‌ای عمل می‌کنند، لذا علاوه بر ایجاد امکان استفاده از واحدهای تجدیدپذیر در شبکه، قابلیت اطمینان سیستم قدرت را نیز افزایش می‌دهند [۴]. در نتیجه بخشی از هزینه سیستم را که مربوط به هزینه انرژی تأمین نشده توسط شبکه اصلی است، حذف می‌کنند.

بهره‌برداری بهینه از ریز شبکه متشکل از واحدهای تجدیدپذیر و سیستم ذخیره انرژی در مقالات زیادی مورد بحث قرار گرفته است. توابع هدف مورد بررسی در این مقالات هم از جنبه اقتصادی و هم از جنبه زیست‌محیطی، تعریف شده‌اند. از آنجایی که اغلب مقالات، توابع هدف چندمنظوره را در نظر گرفته‌اند، لذا نقطه تمرکز بیشتر این مطالعات، ارائه روش‌های حل مسئله چندمنظوره است که عموماً از الگوریتم‌های ریاضی و یا تکاملی استفاده کرده‌اند. در [۵] تعیین اندازه بهینه سیستم ذخیره باتری در یک ریزشبکه با هدف افزایش قابلیت اطمینان به کمک روش برنامه ریزی خطی عدد صحیح مختلط (MILP) مورد بحث قرار گرفته است. نویسندگان در [۶]، یک مدل جامع برای تعیین اندازه سیستم ذخیره‌ساز در کاربردهای ریزشبکه به کمک روش MILP ارائه کرده‌اند. مدیریت تولید در یک سیستم ذخیره انرژی هیبرید در ریزشبکه‌های واقع در کشتی به صورت یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه در [۷] ارائه شده است. اهداف مورد نظر در این مقاله، هم هدف اقتصادی و هم زیست محیطی است و یک روش جدید با ترکیب الگوریتم‌های تولید متغیر و محدودیت (CCG) و روش تقاطع مرزی نرمال (NBI) برای حل مدل پیشنهادی استفاده شده است. بهره‌برداری بهینه ریز شبکه بر اساس برنامه‌های پاسخ سمت بار نیز در [۸] بحث شده است. الگوریتم ژنتیک رتبه‌بندی غیرغالب نوع ۲ (NSGA-II) برای حل مسئله بهینه در این مرجع استفاده شده است. مسئله مدیریت انرژی به صورت یک مسئله بهینه‌سازی چند هدفه در [۹] مطرح شده و به کمک الگوریتم NSGA-II حل شده است. نویسندگان در [۱۰] از همین روش برای حل مسئله بهینه‌سازی چند هدفه استفاده نموده‌اند. همچنین مسئله مشابهی در [۱۱] تعریف شده است و از روش برنامه‌ریزی عدد صحیح-مختلط درجه دوم (MIQP) برای حل این مسئله استفاده شده است. برنامه ریزی بهینه ریزشبکه در کنار نیروگاه مجازی نیز در [۱۲] مطرح شده است که به کمک الگوریتم جستجوی عقب‌گرد باینری (BBSA) حل شده است. نتایج بهینه‌سازی در این مقاله با روش بهینه‌سازی انبوه ذرات باینری (BPSO) نیز مقایسه شده است. مسئله مدیریت سمت تقاضا در قالب یک مسئله بهینه‌سازی چند هدفه در [۱] تعریف شده است که هدف اول آن، کمینه‌سازی هزینه سالیانه تولید کل و هدف دوم، بیشینه‌سازی رفاه مصرف‌کننده‌هاست. الگوریتم MILP نیز برای این مسئله بهینه‌سازی استفاده شده است. مسئله مدیریت توان در ریزشبکه شامل مجموعه‌ای از توابع هدف در [۲] تعریف شده است و از روش چانه‌زنی نش (NBS) برای یافتن پاسخ این توابع استفاده شده است. دیسپاچ بهینه ریزشبکه تحت شرایط عدم قطعیت در [۱۳] مورد بحث قرار گرفته و به کمک الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی دسته‌ای در حضور چندین تولیدکننده (CGSOMP) حل شده است. مسئله دیسپاچ بهینه ریزشبکه با قیدهای امنیت، قابلیت اطمینان و اقتصادی در [۱۴] به کمک دو الگوریتم NSGA-II و MOPSO حل شده و نتایج این دو روش با هم مقایسه شده است. الگوریتم ترکیبی ژنتیک رتبه‌بندی غیرغالب و الگوریتم جستجوی شاخک سوسک در [۱۵] برای حل مسئله دیسپاچ بهینه توان در ریزشبکه استفاده شده است.

مسئله بهره‌برداری بهینه از ریزشبکه یا همان مدیریت بهینه انرژی در ریزشبکه، یک مسئله چند هدفه است که می‌بایست همه جنبه‌های اقتصادی، زیست‌محیطی، فنی و قابلیت اطمینان سیستم را در نظر بگیرد. در بیشتر مقالات، تنها

جنبه اقتصادی و زیست محیطی به صورت هم زمان در مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفته شده‌اند [۱۶ و ۱۷]، و در برخی دیگر از تحقیقات، تنها جنبه قابلیت اطمینان در ریزشبهه مورد بررسی قرار گرفته است [۲۰-۱۸]. بنابراین تعریف مسئله بهینه‌سازی به گونه‌ای که همه جنبه‌های مذکور را به صورت هم‌زمان در نظر بگیرد، تا کنون در مقالات انجام نشده است. همچنین، نفوذ واحدهای تجدیدپذیر در شبکه باعث تغییراتی در ساختار آن از نظر اضافه شدن سوئیچ‌های ریکلوزر و سگسیونر در سیستم می‌شود که هزینه آن در قالب هزینه بازآرایی شبکه تعریف می‌شود و تابعی از توان تولیدی است. بنابراین این فاکتور هزینه نیز می‌بایست در ارزیابی اقتصادی ریزشبهه در نظر گرفته شود، در حالی که تاکنون این فاکتور هزینه در کنار سایر هزینه‌های عملیاتی در توابع هدف تعریف نشده است. بنابراین لزوم حل یک مسئله جامع که همه جنبه‌های اقتصادی، امنیتی، قابلیت اطمینان و زیست‌محیطی را در یک ریزشبهه هیبرید شامل شود، ضروری است. همچنین حل چنین مسئله‌ای مستلزم استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه با سرعت و دقت بالا است که بتواند در مسائل برنامه‌ریزی تولید، با کمترین هزینه، بیشترین راندمان تولید را برای ریزشبهه نتیجه دهد.

در این مقاله به منظور پوشش همه جنبه‌های عملیاتی و اقتصادی در مسئله برنامه‌ریزی بهینه تولید ریزشبهه‌های هیبرید، یک شاخص جذابیت جدید تعریف شده است که هزینه بازآرایی شبکه، قابلیت اطمینان و هزینه تولید را شامل می‌شود و به عنوان تابع هدف اول در مسئله بهینه‌سازی قرار می‌گیرد. تابع هدف دوم هم بر اساس میزان انتشار آلاینده‌ها توسط واحدهای تولیدی در ریزشبهه تعریف شده و مسئله بهینه‌سازی نهایی از ترکیب این دو تابع هدف شکل می‌گیرد. در نهایت برای حل مسئله از الگوریتم NSGA-II و QPSO استفاده شده و نتایج آن‌ها با هم مقایسه خواهد شد. ادامه مقاله به صورت زیر تقسیم‌بندی می‌شود. در بخش دوم، مسئله بهینه‌سازی پیشنهادی ارائه خواهد شد. بخش سوم به توضیح الگوریتم‌های بهینه‌سازی و سیستم ریزشبهه مورد مطالعه اختصاص دارد و نتایج بهینه‌سازی در بخش چهارم ارائه می‌شود. در نهایت مقاله در بخش پنجم جمع‌بندی خواهد شد.

۲. مسئله بهینه‌سازی پیشنهادی

۲-۱. تابع هدف اول: شاخص جذابیت

به منظور برنامه‌ریزی بهینه تولید در یک ریزشبهه هیبرید، یک شاخص جذابیت با در نظر گرفتن قابلیت اطمینان سیستم به صورت هزینه ساعتی عدم قابلیت اطمینان و هزینه پیکربندی مجدد سیستم حفاظت به صورت هزینه متناظر با رویدادهای سوئیچینگ در شبکه تعریف می‌شود. همچنین این شاخص، نسبت هزینه‌های چرخه عمر سالیانه (ALCC) را برای شبکه اصلی به ALCC مربوط به واحدهای تولید پراکنده (DGs) در ریزشبهه در نظر می‌گیرد. در نهایت شاخص جذابیت پیشنهادی به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود:

$$F_1 = \text{Attractiveness} = \frac{\sum_{t=1}^h LCOE_{utility}(t)}{\sum_{t=1}^h LCOE_{total}^{DG}(t) + \sum_{t=1}^h C_{sw}(t) + \sum_{t=1}^h C_{unreli}(t)} \quad (1)$$

$$LCOE_{utility} = \frac{ALCC_{utility}}{n \times H} \quad (2)$$

$$LCOE_{total}^{DG} = \frac{ALCC_{total}^{DG}}{n \times H} \quad (3)$$

در روابط فوق، $ALCC_{utility}$ هزینه‌های چرخه عمر سالیانه کل شبکه اصلی است و $ALCC_{total}^{DG}$ مجموع ALCC های واحدهای DG در ریزشبهه است. $C_{sw}(t)$ هزینه ساعتی رویدادهای سوئیچینگ متناظر با همه سوئیچ‌های قطع و وصلی در شبکه است. $C_{unreli}(t)$ هزینه ساعتی عدم قابلیت اطمینان در شبکه است، n تعداد سال‌ها و H تعداد ساعت‌های بهره‌برداری ریزشبهه در هر سال است. فاکتور $ALCC_{utility}$ بر اساس رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$ALCC_{utility} = C_{en}^{utility} = E \times F \times (1 + T) \quad (4)$$

در رابطه (۴)، $C_{en}^{utility}$ هزینه کل مصرف توسط شبکه برای پاسخگویی بار است، E انرژی مصرف شده توسط مصرف‌کننده در هر سال است، F تعرفه انرژی به ازای هر کیلووات ساعت است که توسط مصرف‌کننده پرداخت می‌شود و T مالیات انرژی است که توسط مصرف‌کننده پرداخت می‌گردد. همچنین فاکتور $ALCC_{total}^{DG}$ بر اساس رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$ALCC_{total}^{DG} = \sum_{j=1}^{dg} ALCC_j^{DG} \quad (5)$$

$$ALCC^{DG} = CRF(i, n) \times C_{inv}^{DG} + C_{en}^{DG} \quad (6)$$

$$CRF(i, n) = \frac{i(1+i)^n}{(1+i)^n - 1} \quad (7)$$

$$C_{inv}^{DG} = C_{var}^{DG} \times P_{DG} + C_{fix}^{DG} \quad (8)$$

$$C_{en}^{DG} = E \times F \times (1 + T) - (F \times E_{DG}) \quad (9)$$

در روابط فوق، dg تعداد واحدهای تولید پراکنده در ریزشبکه است، $CRF(i, n)$ فاکتور بازگشت سرمایه برای n سال با نرخ بهره i است. C_{var}^{DG} و C_{fix}^{DG} به ترتیب هزینه‌های متغیر و ثابت واحد DG است، P_{DG} توان تولیدی توسط واحد DG است، C_{en}^{DG} هزینه کل انرژی مصرفی توسط واحد DG برای تولید توان P_{DG} است، E_{DG} انرژی تولید شده توسط واحد DG بوده و F تعرفه انرژی به ازای هر کیلووات ساعت است که توسط شبکه به واحد DG پرداخت می‌شود. بنابراین $(F \times E_{DG})$ میزان درآمد واحد DG را از فروش توان به شبکه اصلی نشان می‌دهد. هزینه رویدادهای سوئیچینگ، C_{sw} در رابطه (۱) بر اساس [۲۱] به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$C_{sw}(t) = \sum_{k=1}^{N_{sw}} C_{sw}^{fix} \times x_k(t) \quad (10)$$

$$x_k(t) = \begin{cases} 1 & \text{if switch } k \text{ experiences a switching event at time } t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

در رابطه فوق، C_{sw}^{fix} هزینه رویداد سوئیچینگ بر حسب دلار است که بر اساس [۲۱] برابر ۰۰۰۹ دلار به ازای هر سوئیچینگ در نظر گرفته می‌شود. $x_k(t) \in \{0, 1\}$ هم یک متغیر باینری است که نشان می‌دهد آیا رویداد سوئیچینگ در زمان t رخ داده است یا خیر. N_{sw} تعداد سوئیچ‌های قطع و وصلی در شبکه را نشان می‌دهد. متغیر $x_k(t)$ شرط زیر را برآورده می‌کند:

$$x_k(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } (C_{sw}^{fix} + C_{DG}(t)) < C_{utility}(t) \\ 0 & \text{if } (C_{sw}^{fix} + C_{DG}(t)) \geq C_{utility}(t) \end{cases} \quad (12)$$

که در این رابطه، $C_{DG}(t)$ هزینه خرید برق از واحد DG در زمان t توسط شبکه اصلی بوده و $C_{utility}(t)$ هزینه خرید برق از شبکه اصلی توسط مصرف‌کننده در زمان t است. رابطه (۱۲) به این معنی است که اگر مجموع هزینه‌های کل رویدادهای سوئیچینگ و هزینه خرید انرژی از واحدهای DG از هزینه خرید انرژی از شبکه اصلی بیشتر شود، در این صورت از دید مصرف‌کننده مقرون به صرفه تر است که برق را از شبکه اصلی بخرد. در غیر این صورت، خرید برق از واحدهای DG مقرون به صرفه تر خواهد بود. در مسئله بهینه‌سازی، زمانی که توان شبکه مثبت است، یعنی برق از شبکه اصلی دریافت می‌شود، و این بدان معناست که سوئیچینگ رخ نداده است ($x_k(t) = 0$) و زمانی که توان شبکه اصلی منفی است، یعنی انرژی به شبکه اصلی تزریق می‌شود و این به معنای وقوع رویداد سوئیچینگ است. در این حالت انرژی مصرفی ریزشبکه از واحدهای DG تأمین خواهد شده و اضافه انرژی تولیدی این واحدها به شبکه اصلی تزریق می‌شود ($x_k(t) = 1$).

هزینه عدم قابلیت اطمینان، $C_{unreli}(t)$ هم بر اساس این مفهوم تعریف می‌شود که کاهش هزینه عدم پاسخگویی بار به معنی بهبود قابلیت اطمینان ریزش شبکه است. همچنین بر اساس [۱۴]، با کاهش تبادل توان بین ریزش شبکه و شبکه اصلی و مصرف باتری، شاخص قابلیت اطمینان بهبود می‌یابد. بنابراین فاکتور $C_{unreli}(t)$ بر اساس رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$C_{unreli}(t) = k_{grid} \cdot (P_{grid}(t))^2 + k_{batt}(t) \cdot (P_{batt}(t))^2 + k_{NE}(t) \cdot \Delta P_{NEL}(t) + k_E \cdot \Delta P_{EL}(t) \quad (۱۳)$$

در رابطه فوق، k_{grid} هزینه هر کیلووات توان تبادل شده بین ریزش شبکه و شبکه اصلی است، $P_{grid}(t)$ توان ساعتی جذب شده از شبکه اصلی است، $P_{batt}(t)$ تبادل توان ساعتی بین باتری و ریزش شبکه است، $k_{NE}(t)$ و k_E هزینه‌های جریمه حذف بار^۱ به ترتیب برای بارهای غیرضروری و بارهای ضروری است. $\Delta P_{NEL}(t)$ و $\Delta P_{EL}(t)$ به ترتیب میزان حذف بارهای غیرضروری و بارهای ضروری در زمان t هستند. $k_{batt}(t)$ هم هزینه به ازای هر کیلووات توان شارژ یا دشارژ باتری را نشان می‌دهد. این پارامتر تابعی از میزان انرژی ذخیره شده در باتری است و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$k_{batt}(t) = k_{batt}^{base} \left(\frac{w_{batt}^{max} - w_{batt}(t)}{w_{batt}^{max}} \right) \quad (۱۴)$$

که در این رابطه، k_{batt}^{base} هزینه به ازای هر کیلووات توان شارژ یا دشارژ باتری است، زمانی که باتری به طور کامل دشارژ یا شارژ شده است. w_{batt}^{max} هم بیشترین انرژی ذخیره شده در باتری است و $w_{batt}(t)$ انرژی لحظه‌ای باتری بر حسب کیلووات ساعت است.

۲-۲. تابع هدف دوم: انتشار آلاینده

میزان انتشار آلاینده کل واحدهای تولیدی در ریزش شبکه به عنوان تابع هدف دوم در نظر گرفته می‌شود که می‌بایست کمینه‌سازی شود. مطابق با تعاریف ارائه شده در [۲۲]، مهم‌ترین آلاینده‌هایی که توسط واحدهای تولیدی در یک شبکه برق تولید می‌شوند، دی‌اکسید کربن (CO_2)، دی‌اکسید سولفور (SO_2) و اکسید نیتروژن (NO_x) است. بر همین اساس، تابع هدف دوم به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$F_2 = \sum_{t=1}^h emission(t) \quad (۱۵)$$

$$emission(t) = \sum_{i=1}^{N_{dg}} [u_i(t) P_{DG_i}(t) E_{DG_i}(t)] + \sum_{j=1}^{N_{ESS}} [u_j(t) P_{ESS_j}(t) E_{ESS_j}(t)] + [P_{grid}(t) E_{grid}(t)] \quad (۱۶)$$

در رابطه فوق، $P_{DG_i}(t)$ ، $P_{ESS_j}(t)$ و $P_{grid}(t)$ به ترتیب توان ساعتی تولیدی توسط واحدهای DG، توان ساعتی شارژ و دشارژ باتری و توان ساعتی جذب شده از شبکه اصلی هستند. $u_i(t)$ و $u_j(t)$ وضعیت واحد i و یا j (DG یا ESS) را در زمان t از نظر فعال بودن یا نبودن، نشان می‌دهد. N_{ESS} و N_{dg} به ترتیب تعداد واحدهای DG و سیستم‌های ذخیره‌ساز باتری در ریزش شبکه هستند. $E_{DG_i}(t)$ ، $E_{ESS_j}(t)$ و $E_{grid}(t)$ به ترتیب میزان آلاینده تولیدی واحدهای DG، سیستم ذخیره‌ساز و شبکه اصلی را در زمان t بر حسب $kg/MW/h^{-1}$ نشان می‌دهد که مطابق روابط زیر به دست می‌آیند:

$$E_{DG_i}(t) = CO_{2DG,i}(t) + SO_{2DG,i}(t) + NO_{x_{DG,i}}(t) \quad (۱۷)$$

$$E_{ESS_j}(t) = CO_{2ESS,j}(t) + SO_{2ESS,j}(t) + NO_{x_{ESS,j}}(t) \quad (۱۸)$$

$$E_{Grid}(t) = CO_{2Grid}(t) + SO_{2Grid}(t) + NO_{x_{DGGrid}}(t) \quad (۱۹)$$

^۱load shedding

در نهایت، تابع هدف کل از مجموع تابع هدف اول و دوم به صورت رابطه (۲۰) تعریف می‌شود و قیدهای مسئله بهینه‌سازی در روابط (۲۱) تا (۲۶) آورده شده است. نکته قابل توجه این است که در تابع هدف کل، تابع هدف اول یعنی F_1 باید بیشینه‌سازی شده و تابع هدف دوم یعنی F_2 باید کمینه‌سازی شود بنابراین در مسئله کمینه‌سازی نهایی، تابع هدف اول با علامت منفی نوشته می‌شود.

$$\text{Min } (F_2 - F_1) \quad (20)$$

s. t.

$$P_{DG}^{\min}(t) \leq P_{DG}(t) \leq P_{DG}^{\max}(t) \quad (21)$$

$$P_{ESS}^{\min}(t) \leq P_{ESS}(t) \leq P_{ESS}^{\max}(t) \quad (22)$$

$$P_{grid}^{\min}(t) \leq P_{grid}(t) \leq P_{grid}^{\max}(t) \quad (23)$$

$$W_{batt}^{\min}(t) \leq W_{batt}(t) \leq W_{batt}^{\max}(t) \quad (24)$$

$$SOC_{batt}^{\min}(t) \leq SOC_{batt}(t) \leq SOC_{batt}^{\max}(t) \quad (25)$$

$$\sum_{i=1}^{N_{DG}} P_{DG_i}(t) + \sum_{j=1}^{N_{ESS}} P_{ESS_j}(t) + P_{grid}(t) = \sum_{k=1}^{N_L} P_{Lk}(t) \quad (26)$$

در روابط فوق، $SOC_{batt}^{\min}(t)$ و $SOC_{batt}^{\max}(t)$ به ترتیب کمینه و بیشینه وضعیت شارژ باتری هستند، $P_{Lk}(t)$ بار متصل به باس k در زمان t است و N_L تعداد بارهای ریز شبکه است.

۳. الگوریتم‌های بهینه‌سازی و ریز شبکه مورد مطالعه

۳-۱. الگوریتم ژنتیک رتبه‌بندی غیر غالب نوع ۲ (NSGA-II)

الگوریتم ژنتیک (GA) یک الگوریتم مرسوم برای حل مسائل بهینه‌سازی است که از مدل‌سازی بیولوژیکی ارگانیسم‌های زنده الهام گرفته است. در این الگوریتم، مشخصه‌های تولید ارگانیسم‌ها به صورت یک تابع هدف مدل‌سازی می‌شود و به کمک یک سری عملگر با نام عملگر جهش و آمیزش، این مشخصه‌ها طی نسل‌های بعدی بهینه‌سازی می‌شوند [۲۱]. الگوریتم ژنتیک رتبه‌بندی غیر غالب نوع ۲ در واقع فرم چندهدفه GA کلاسیک است [۲۳]. مراحل این الگوریتم به صورت زیر خلاصه می‌شود:

۱. ایجاد جمعیت اولیه
۲. محاسبه معیار یا تابع برازندگی^۲
۳. رتبه‌بندی جمعیت بر اساس شرایط غالب بودن
۴. محاسبه فاصله جمعیت (CD)^۳
۵. ترکیب جمعیت اولیه و جمعیت جدید تولید شده طی پروسه جهش و آمیزش
۶. جایگزینی والدین با بهترین افراد جمعیت جدید ترکیبی. در مرحله اول، اعضای که معیار برازندگی آن‌ها طی رتبه‌بندی مقدار کمتری است، با والدین قبلی جایگزین می‌شوند و سپس بر اساس فاصله جمعیت (CD) مرتب می‌گردند. جمعیت اولیه و جمعیت حاصل از اعمال عملگرهای جهش و آمیزش، در مرحله اول رتبه‌بندی شده و سپس آن‌هایی که دارای معیار برازندگی کمتری هستند حذف می‌گردند. در مرحله بعد، جمعیت باقی‌مانده مطابق با فاصله جمعیت، رتبه‌بندی مجدد خواهند شد.
۷. تکرار این پروسه تا زمانی که شرط توقف الگوریتم برقرار شود. شرط توقف یا بر اساس محدودیت تعداد تکرار الگوریتم و یا بر اساس شرط برازندگی تعیین می‌گردد.

^۲ Fitness Function

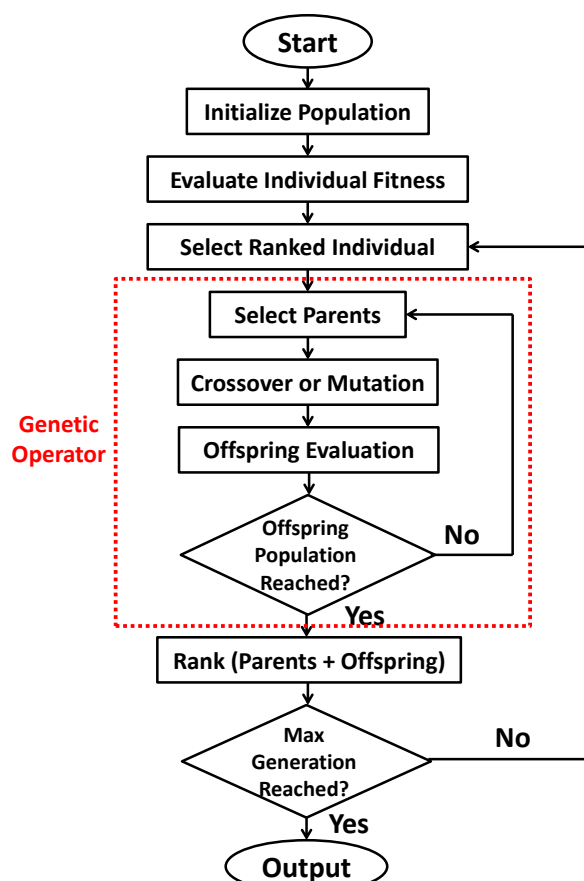
^۳ Crowding Distance

۸. لازم به ذکر است که فاکتور فاصله جمعیت (CD) پارامتری است که برای انتخاب پاسخ‌ها از میان جبهه^۴ پاسخ‌های ممکن استفاده می‌شود. مفروضات زیر در مورد CD برقرار است:

- فاصله جمعیت میان نقاط ابتدا و انتهای جبهه پاسخ‌های ممکن، بی‌نهایت فرض می‌شود.
- برای هر نقطه مفروض در جبهه پاسخ‌های ممکن، فاصله جمعیت بر اساس رابطه زیر تعیین می‌گردد:

$$CD[i] = \frac{(f_m^{i+1} - f_m^{i-1})}{(f_m^{max} - f_m^{min})} \quad (27)$$

در این رابطه، $CD[i]$ فاصله جمعیت i امین فرد روی جبهه پاسخ‌های ممکن یعنی F است، f_m^i مقدار m امین تابع هدف برای i امین فرد روی جبهه F است، f_m^{max} و f_m^{min} به ترتیب مقادیر مینیمم و ماکزیمم m امین تابع هدف روی جبهه F هستند. پاسخ یک در بین جبهه پاسخ‌های ممکن دارای بیشترین CD باشد به عنوان پاسخ بهینه انتخاب خواهد شد. فلوچارت الگوریتم NSGA-II به صورت شکل (۱) قابل نمایش است. در این شکل، منظور از Offspring، جمعیت تولید شده از جمعیت والد است.



شکل ۱- بلوک دیاگرام الگوریتم NSGA-II [۲۴]

۳-۲. الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات کوانتومی (QPSO)

الگوریتم انبوه ذرات کلاسیک (PSO) یک الگوریتم بهینه‌سازی با ساختاری ساده است که برای مسائل تک هدفه استفاده می‌شود. اما نقطه ضعف اصلی این روش این است که ذرات نمی‌توانند در کل فضای پاسخ‌های ممکن به جستجو بپردازند. به بیان دیگر، احتمال اینکه PSO در تله پاسخ‌های بهینه محلی گیر افتد زیاد است. برای غلبه بر این مشکل، نسخه بهبود

⁴ Front

یافته‌ای از الگوریتم PSO تحت عنوان انبوه ذرات کوانتومی ارائه شده است که برای مسائل چندهدفه هم قابل استفاده است. این نسخه از تئوری مکانیک کوانتومی برای هدایت ذرات در فضای جستجو استفاده می‌کند [۲۵]. در این ساختار، سرعت و موقعیت هر ذره را در یک زمان مشخص نمی‌توان به صورت دقیق مشخص کرد، بنابراین تابعی تحت عنوان تابع موج برای توصیف وضعیت ذرات استفاده می‌شود [۲۶]. همچنین استراتژی به‌روزرسانی ذرات در الگوریتم QPSO بر اساس روابط زیر است:

$$X_i^{k+1} = \begin{cases} B_i^{k+1} + \beta_k |mbest^k - X_i^k| \times \ln\left(\frac{1}{u}\right) & \text{if } (\mathcal{V} \geq 0.5) \\ B_i^{k+1} - \beta_k |mbest^k - X_i^k| \times \ln\left(\frac{1}{u}\right) & \text{if } (\mathcal{V} < 0.5) \end{cases} \quad (28)$$

$$B_i^{k+1} = r_1 \times PB_i^k + (1 + r_1) \times GB^k \quad (29)$$

$$\beta_k = \frac{1}{k}(\beta_s - \beta_e)(\bar{k} - k) + \beta_e \quad (30)$$

$$mbest^k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m PB_i^k = \frac{1}{m} (\sum_{i=1}^m PB_{i,1}^k, \dots, \sum_{i=1}^m PB_{i,D}^k) \quad (31)$$

$$PB_i^k = \operatorname{argmin}\{PB_i^{k-1}, X_i^k\} \quad (32)$$

$$GB^k = \operatorname{arg} \min_{1 \leq i \leq m} \{PB_i^k\} \quad (33)$$

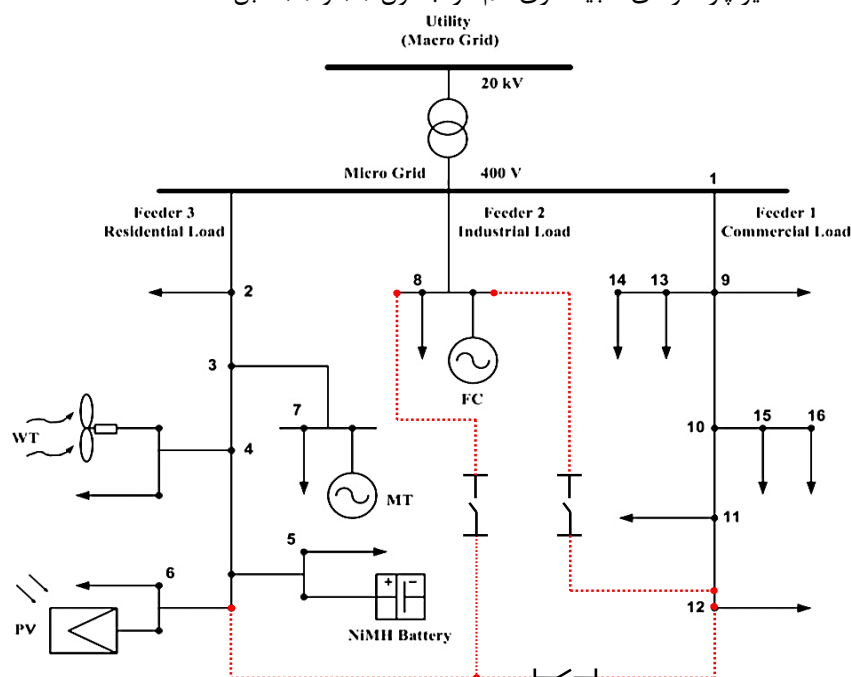
در روابط فوق، $i = 1, 2, 3, \dots, m$ و $k = 1, 2, 3, \dots, \bar{k}$ اندیس‌های مربوط به شماره ذره و شماره تکرار هستند. D تعداد متغیرها در مسئله بهینه‌سازی است، X_i^k موقعیت ذره i در تکرار k است. GB^k موقعیت بهینه در بین همه ذرات در تکرار k است. $mbest^k$ مرکز دسته ذرات در تکرار k است. B_i^k جذب‌کننده محلی ذره i در تکرار k نام دارد. \mathcal{V} ، u و r_1 هم به ترتیب اعداد تصادفی در بازه $[0, 1]$ هستند. β_k ضریب انبساط و انقباض فضای جستجو در تکرار k است و β_s و β_e هم به ترتیب مقادیر اولیه و نهایی β_k محسوب می‌شوند. بر اساس [۲۶] این دو مقدار معمولاً به ترتیب برابر ۱ و ۰.۵ در نظر گرفته می‌شوند. روند اجرای الگوریتم QPSO را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

۱. ایجاد جمعیت اولیه
۲. محاسبه موقعیت شخصی و بهترین موقعیت سرتاسری ذرات بر اساس الگوی مورد استفاده در PSO کلاسیک
۳. محاسبه مقدار متوسط بهتری موقعیت در تکرار k یعنی $mbest^k$
۴. انتخاب مقدار مناسب برای β_k بر اساس رابطه (۳۰)
۵. به‌روزرسانی موقعیت ذره بر اساس رابطه (۲۸)
۶. بازگشت به مرحله ۲ تا زمانی که معیار توقف الگوریتم برآورده نشده باشد
۷. نمایش نتایج

۳-۳. ریزشبه‌مورد مطالعه

در این مقاله، یک ریزشبه به صورت شکل (۲) استاندارد مطابق با [۲۷] در نظر گرفته شده است که از یک سیستم فتوولتائیک (PV)، یک توربین بادی (WT)، یک میکروتوربین (MT)، یک پیل سوختی (FC) و یک باتری به عنوان سیستم ذخیره انرژی (Battery) تشکیل شده است. در این ریزشبه سه نوع بار خانگی، صنعتی و تجاری وجود دارد که از طریق فیدرهای جداگانه به شبکه اصلی متصل هستند. پروفیل بار برای هر سکتور خانگی، صنعتی و تجاری در شکل (۳) رسم شده است. بنا به فرض، ساعاتی که مقدار بار یا به عبارت بهتر، درصد بار نسبت به بار کل از ۵۰٪ کمتر باشد، بار به عنوان بار غیرضروری در نظر گرفته می‌شود و ساعاتی که این نسبت بیشتر از ۵۰٪ است، بار ضروری فرض می‌شود. این فرض برای هر سه نوع بار خانگی، صنعتی و تجاری صادق است. قیمت ساعتی بازار برق در شبکه مورد مطالعه در جدول (۱) آورده شده است. هزینه برق تولیدی هر واحد DG به همراه هزینه‌های مربوط به تزریق توان توسط باتری و میزان انتشار آلاینده هر واحد در

جدول (۲) قابل مشاهده است. همچنین مقادیر کمینه و بیشینه توان خروجی برای هر واحد تولیدی، سیستم باتری و شبکه اصلی در جدول (۳) تعریف شده است [۲۸]. همچنین بر اساس [۱۴]، هزینه جریمه بارهای غیرضروری ($k_{NE}(t)$) در شکل (۴) نشان داده شده است. سایر پارامترهای شبیه‌سازی هم در جداول (۴) و (۵) قابل مشاهده هستند.



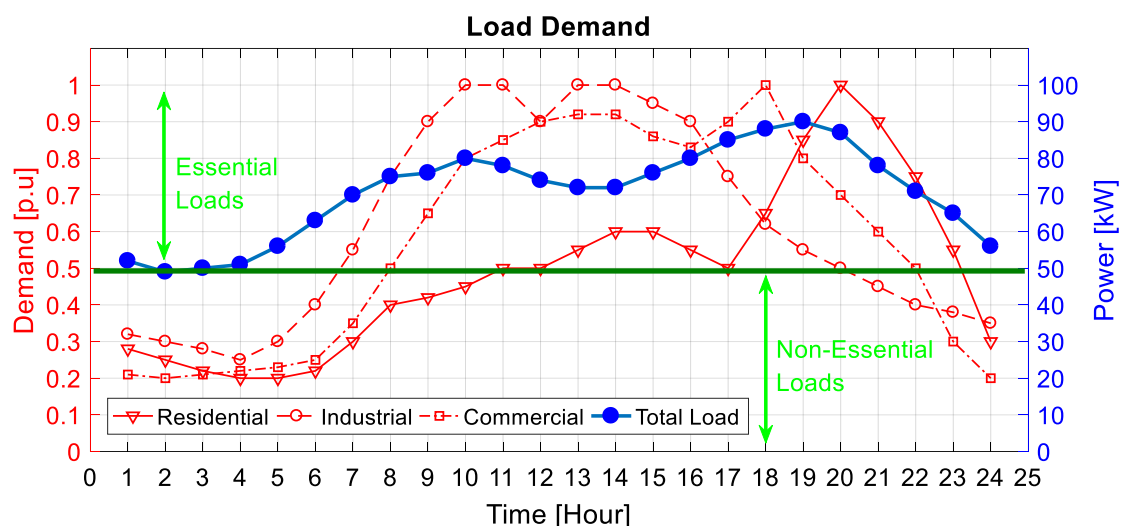
شکل ۲- ریز شبکه مورد مطالعه [۲۷]

جدول ۱- قیمت ساعتی برق در سیستم مورد مطالعه [۲۸]

ساعت	قیمت (یورو بر کیلووات ساعت)	ساعت	قیمت (یورو بر کیلووات ساعت)
1	0.23	13	1.50
2	0.19	14	4.00
3	0.14	15	2.00
4	0.12	16	1.95
5	0.12	17	0.60
6	0.20	18	0.41
7	0.23	19	0.35
8	0.38	20	0.43
9	1.50	21	1.17
10	4.00	22	0.54
11	4.00	23	0.30
12	4.00	24	0.26

جدول ۲- قیمت انرژی و میزان انتشار آلاینده‌های واحدهای DG و سیستم ذخیره‌ساز باتری [۲۸]

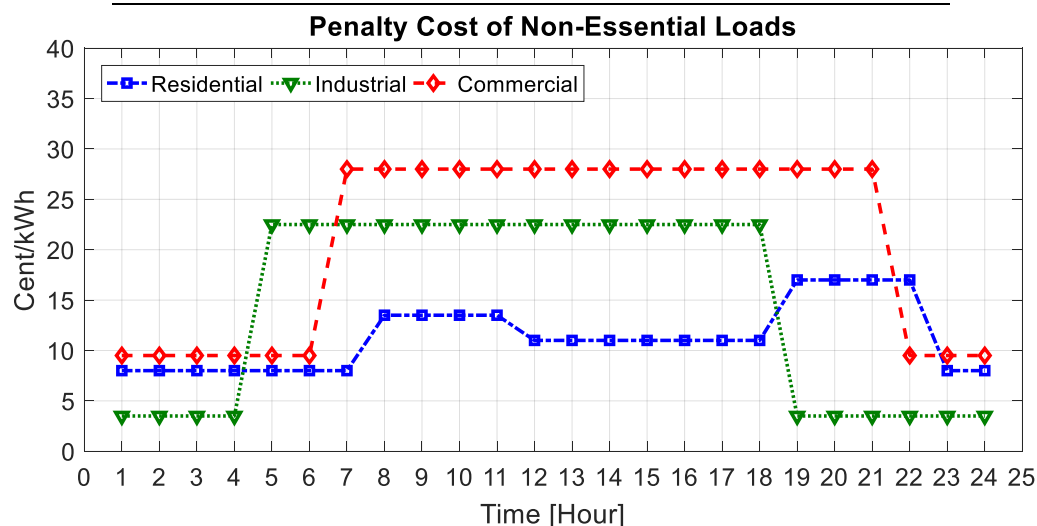
نوع واحد	قیمت انرژی (یورو بر کیلووات ساعت)	CO ₂ (kg/MWh)	SO ₂ (kg/MWh)	NO _x (kg/MWh)
MT	0.457	720	0.0036	0.1
FC	0.294	460	0.003	0.0075
PV	2.584	0	0	0
WT	1.073	0	0	0
Batt	0.38	10	0.0002	0.001



شکل ۳- منحنی‌های بار برای سه سکتور خانگی، صنعتی و تجاری بر حسب p.u و بار کل بر حسب kW [۲۷]

جدول ۳- حد پایین و بالای تولید انرژی در واحدهای تولیدی [۲۸]

نوع واحد	حد پایین توان (kW)	حد بالای توان (kW)
MT	0	30
FC	0	30
PV	0	25
WT	0	15
Batt	-30	30
Utility	-30	30



شکل ۴- هزینه جریمه حذف بارهای غیرضروری [۱۴]

جدول ۴- حد پایین و بالای تولید انرژی در واحدهای تولیدی [۲۸]

واحد DG	هزینه سرمایه‌گذاری (\$/kW)	هزینه تعمیر و نگهداری (\$/kW/year)	عمر مفید (سال)
PV	630	10	25
WT	300	20	25
MT	1100	25	10
FC	600	87	5
Batt	300 (\$/battery)	10 (\$/battery/year)	5

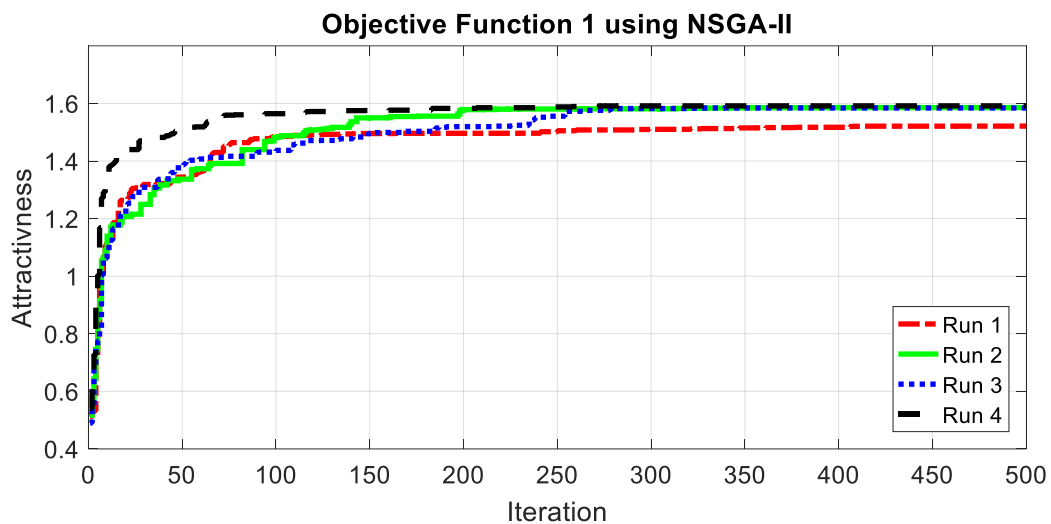
جدول ۵- پارامترهای شبیه‌سازی [۱۴]

مقدار	نماد	پارامتر
0.09 (\$/operation)	C_{sw}^{fix}	هزینه رویداد سوئیچینگ
1 (\$/kW ²)	k_{grid}	هزینه تبادل توان بین ریزشبه و شبکه اصلی
5 (\$/kW ²)	k_{batt}^{base}	هزینه شارژ/دشارژ باتری خالی/شارژ کامل
138 (Cent/kWh)	k_{E-res}	هزینه جریمه بار خانگی
188 (Cent/kWh)	k_{E-ind}	هزینه جریمه بار صنعتی
238 (Cent/kWh)	k_{E-com}	هزینه جریمه بار تجاری
150 (kWh)	w_{batt}^{max}	بیشینه انرژی ذخیره شده در باتری
50 (kWh)	w_{batt}^{min}	کمینه انرژی ذخیره شده در باتری
3	N_{sw}	تعداد سوئیچ‌های قطع و وصلی
20	n	تعداد سال
365	H	تعداد ساعت‌های بهره‌برداری در هر سال
24	h	تعداد ساعت‌های بهره‌برداری در هر روز
9%	i	نرخ بهره
9%	T	مالیات انرژی
200	μ	اندازه جمعیت والد
100	λ	اندازه جمعیت تولید شده از جمعیت والد
500	gen	تعداد تکرار الگوریتم

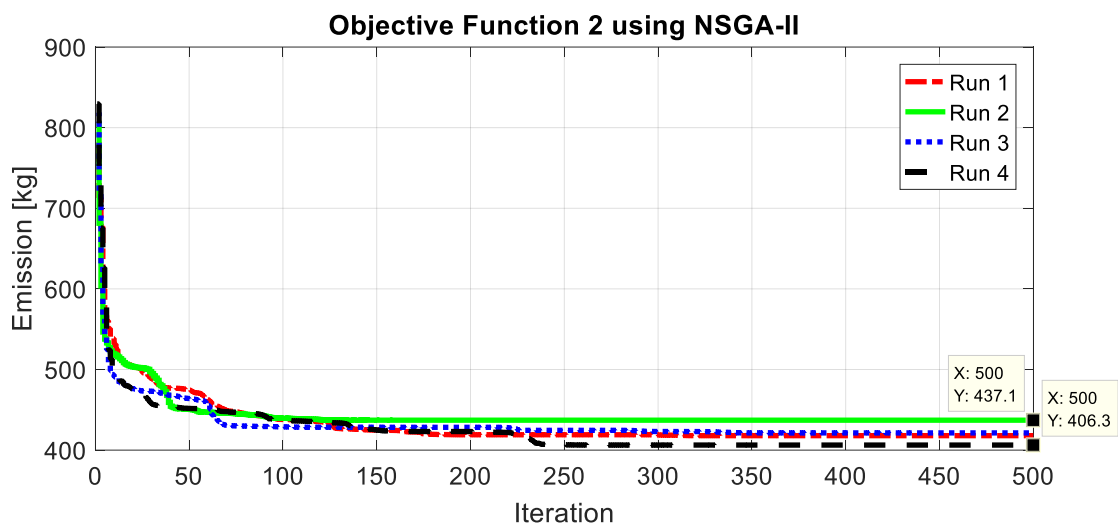
۴. نتایج شبیه‌سازی

در این بخش، مسئله بهینه‌سازی چندهدفه پیشنهادی در رابطه (۲۰) برای ریزشبه مورد مطالعه، طبق مشخصات و پارامترهای بخش قبل اعمال شده و به کمک دو الگوریتم بهینه‌سازی NSGA-II و QPSO حل می‌شود. الگوریتم‌های بهینه‌سازی و مسئله پیشنهادی در محیط MATLAB R2018b نوشته شده و توسط یک لپ‌تاپ با پردازنده Core i7 16 GB RAM، 3.6 GHz اجرا شده است. نتایج مربوط به ۴ بار اجرای هر الگوریتم در شکل‌های (۵) - (۸) نشان داده شده است. همچنین بهترین و بدترین نتایج به دست آمده طی ۲۰ بار اجرای هر الگوریتم در جدول (۶) ارائه شده و با نتایج به دست آمده در سایر مطالعات مقایسه شده است. این مقایسه بر اساس بهترین پاسخ، بدترین پاسخ، مقدار متوسط پاسخ‌های بهینه و متوسط تعداد تکرار تا همگرایی صورت گرفته است. از آنجایی که تابع هدف اول یعنی شاخص جذابیت در هیچ مطالعه‌ای به عنوان تابع هدف در نظر گرفته نشده، مقایسه نتایج بهینه‌سازی این تابع با سایر مطالعات امکان‌پذیر نیست اما تابع هدف دوم یعنی میزان انتشار آلاینده‌ها در برخی از مطالعات به عنوان یکی از توابع هدف بهینه‌سازی مطرح شده است که نتایج مقایسه آن در جدول (۶) قابل مشاهده است.

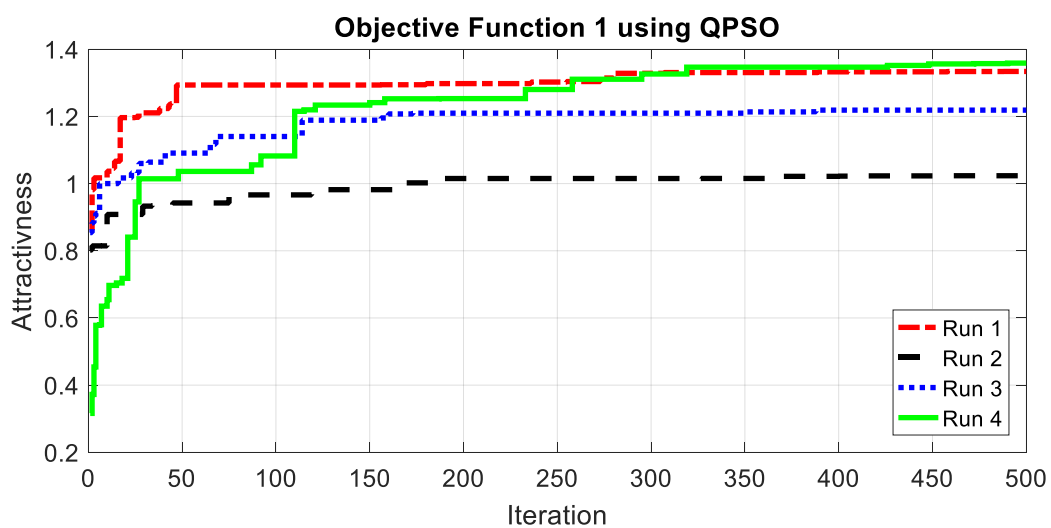
در نهایت پس از بهینه‌سازی مسئله پیشنهادی در رابطه (۲۰)، مقادیر بهینه توان تولیدی هر واحد DG در ریزشبه مورد مطالعه به همراه برنامه‌ریزی بهینه شارژ و دشارژ باتری و برنامه بهینه خرید/فروش توان از/به شبکه اصلی مطابق با شکل‌های (۹) تا (۱۴) به دست خواهد آمد. مقایسه نتایج حاصل از بهینه‌سازی به کمک دو الگوریتم NSGA-II و QPSO در این شکل‌ها انجام شده است. همچنین نتایج مربوط به انرژی بهینه باتری و الگوی بهینه سوئیچینگ سوئیچ‌های قطع و وصلی با استفاده از دو الگوریتم بهینه‌سازی فوق به ترتیب در شکل‌های (۱۵) و (۱۶) نشان داده شده است.



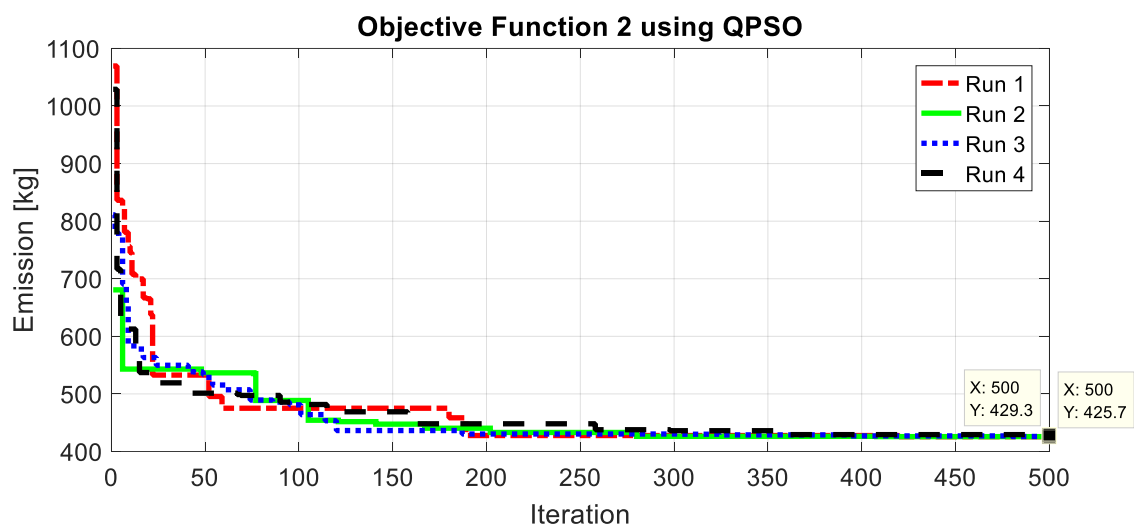
شکل ۵- تابع هدف اول به ازای ۴ بار الگوریتم NSGA-II



شکل ۶- تابع هدف دوم به ازای ۴ بار الگوریتم NSGA-II



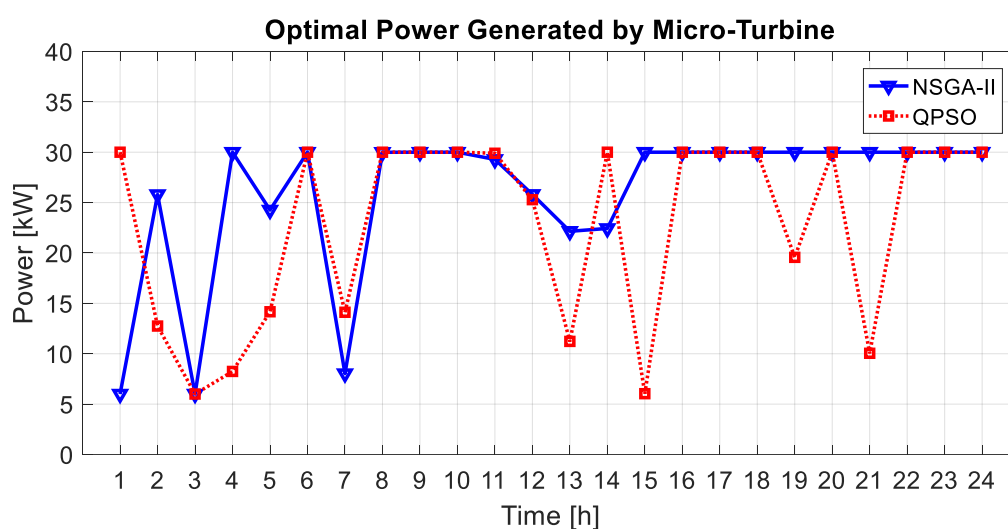
شکل ۷- تابع هدف اول به ازای ۴ بار الگوریتم QPSO



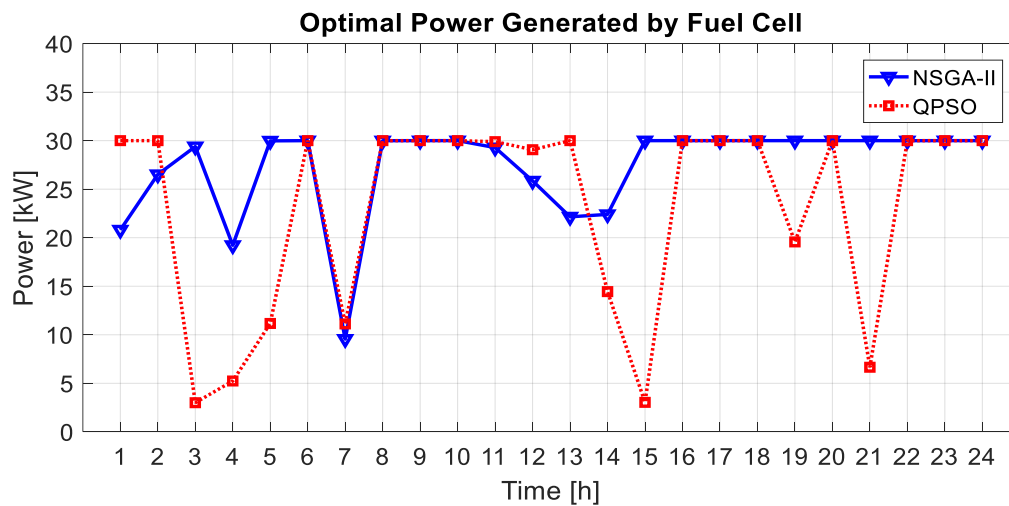
شکل ۸- تابع هدف دوم به ازای ۴ بار الگوریتم QPSO

جدول ۶- مقایسه نتایج به دست آمده برای تابع هدف دوم با سایر مطالعات

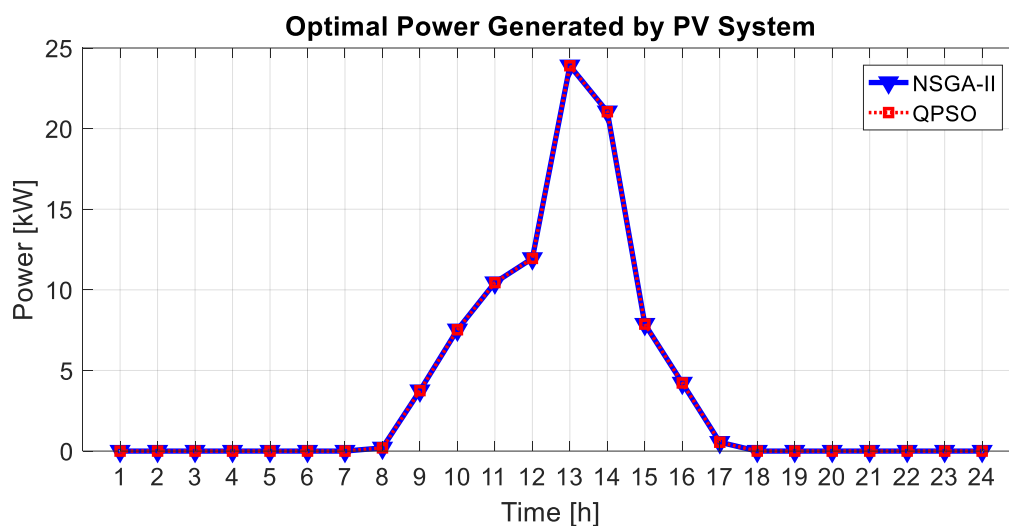
الگوریتم [مرجع]	(kg) بهترین پاسخ	(kg) بدترین پاسخ	(kg) متوسط	متوسط همگرایی
GA [22]	435.236	457.468	445.386	~ 600
PSO [22]	435.822	454.468	445.107	~ 900
CPSO-L [22]	434.935	443.638	439.237	-
CPSO-T [28]	434.9814	436.9001	435.9408	-
AMPSO-T [22]	434.861	435.443	434.998	-
AMPSO-L [28]	434.8161	434.9690	434.8920	~ 500
MFO [22]	441.974	443.284	442.368	~ 400
EMFO [22]	427.954	428.003	427.999	~ 250
QPSO	425.720	429.301	427.220	~ 150
NSGA-II	406.334	437.105	419.564	~ 70



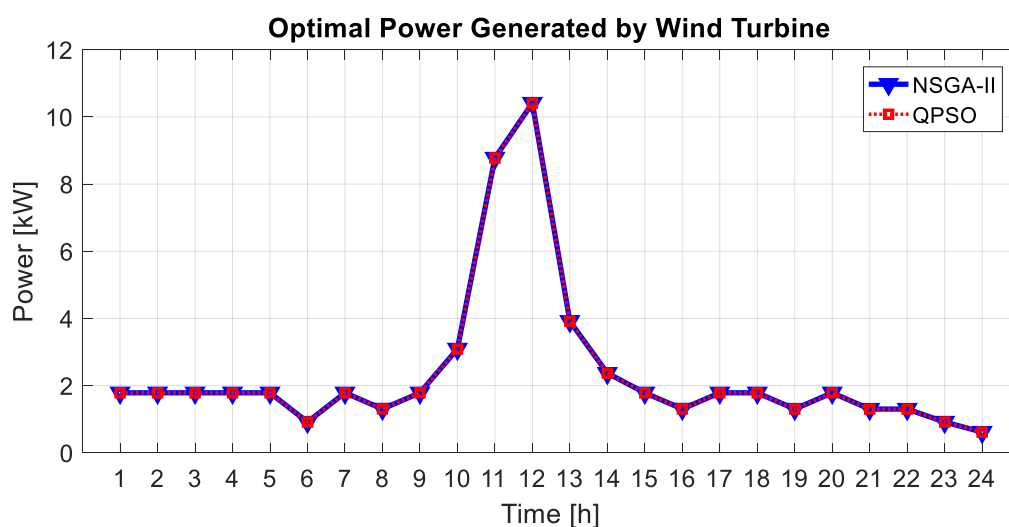
شکل ۹- برنامه‌ریزی بهینه تولید میکروتوربین



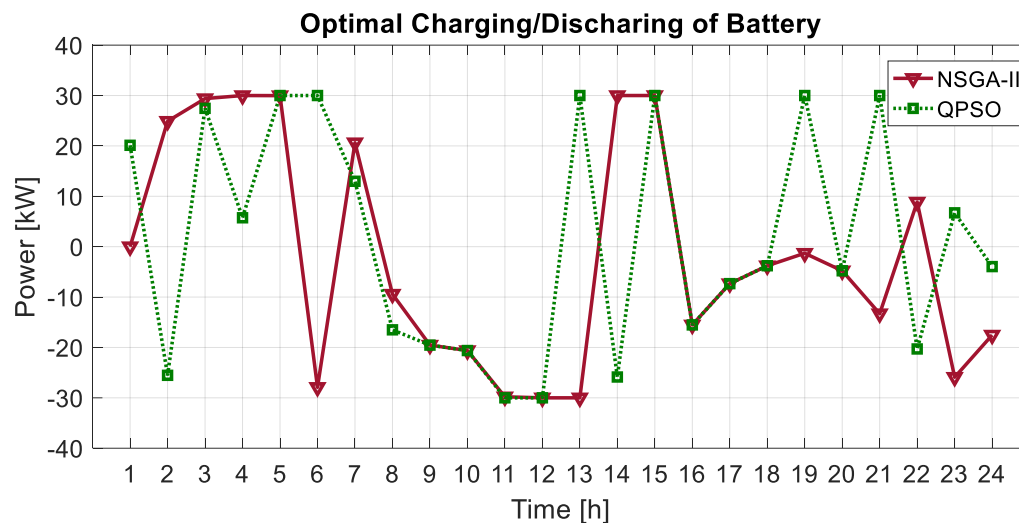
شکل ۱۰- برنامه‌ریزی بهینه تولید پیل سوختی



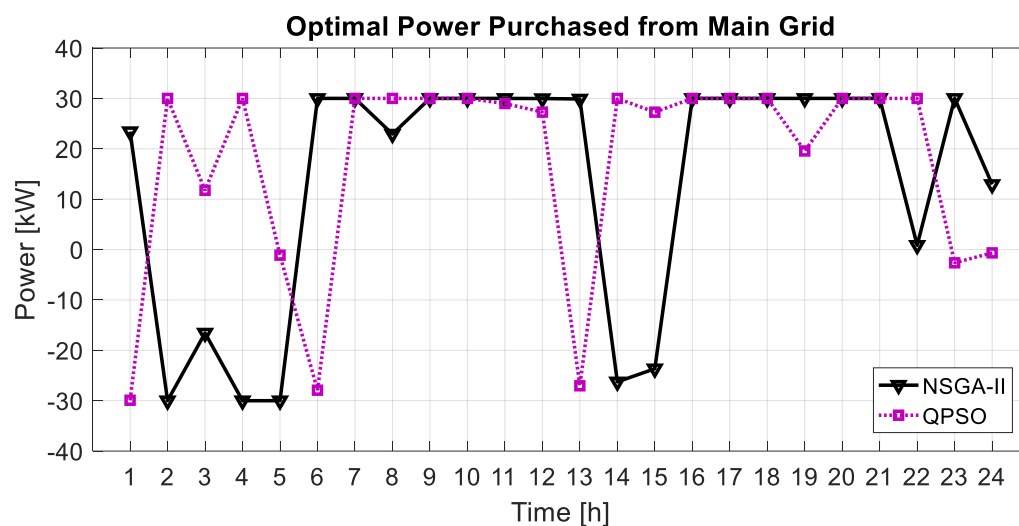
شکل ۱۱- برنامه‌ریزی بهینه تولید سیستم فتوولتائیک



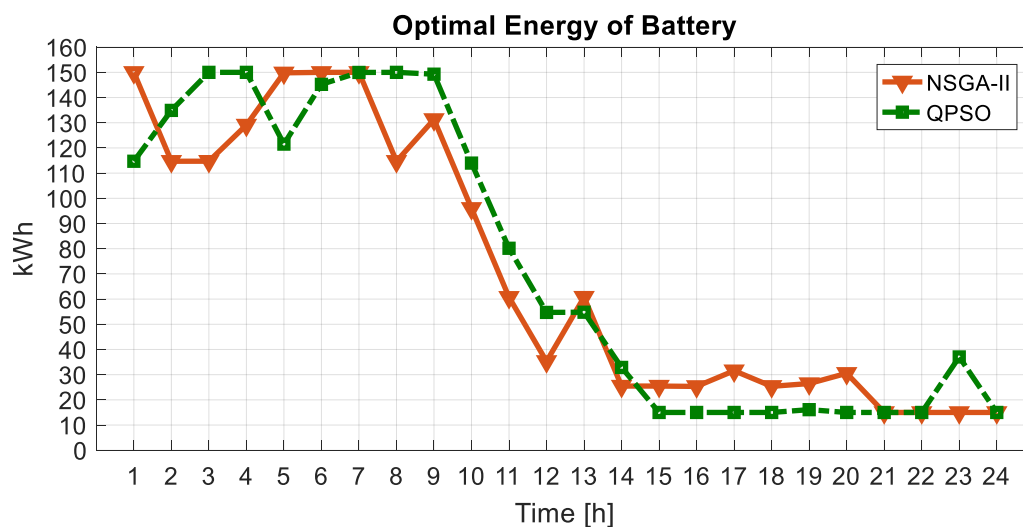
شکل ۱۲- برنامه‌ریزی بهینه تولید توربین بادی



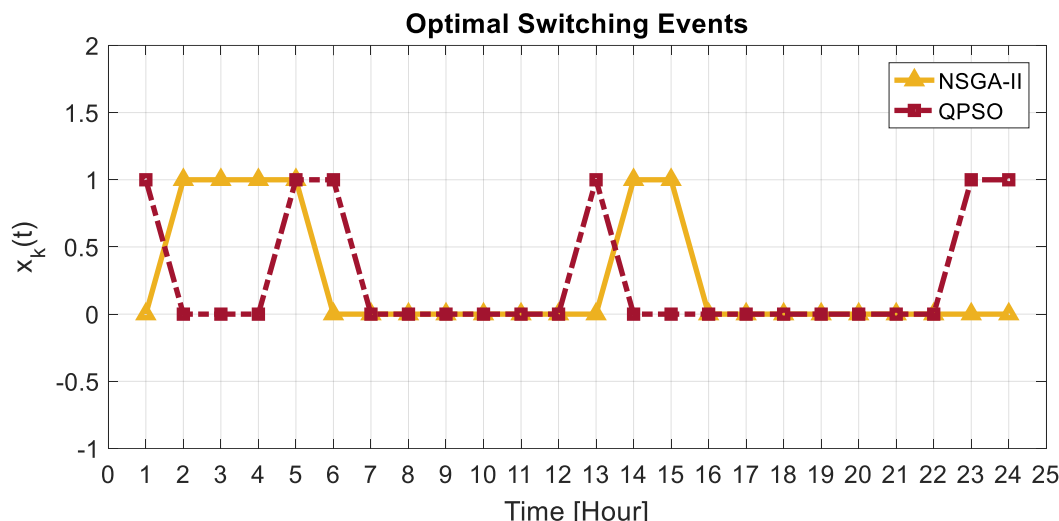
شکل ۱۳- برنامه‌ریزی بهینه شارژ و دشارژ باتری



شکل ۱۴- برنامه‌ریزی بهینه خرید/فروش توان از/به شبکه اصلی



شکل ۱۵- انرژی بهینه ذخیره شده در باتری



شکل ۱۶- الگوی بهینه رویدادهای سوئیچینگ در ریزشبه مورد مطالعه

همان طور که در جدول (۶) مشاهده می شود، عملکرد هر دو الگوریتم NSGA-II و QPSO از نظر سرعت همگرایی و پاسخ بهینه نهایی کمتر از سایر الگوریتم های مورد استفاده در مطالعات دیگر است. همچنین عملکرد الگوریتم NSGA-II به مراتب بهتر از QPSO بوده و در کمترین تعداد تکرار، کمترین میزان انتشار آلاینده ها را نتیجه می دهد. همان طور که در شکل های (۱۱) و (۱۲) مشاهده می شود، میزان تولید بهینه سیستم PV و توربین بادی با هر دو الگوریتم یکسان به دست می آید، دلیل این مسئله این است که میزان انتشار گازهای آلاینده برای هر دوی این واحدهای تولیدی طبق جدول (۲) صفر است و پاسخ بهینه سازی تنها بر اساس تابع هدف اول یعنی شاخص جذابیت تعیین شده است و شاخص جذابیت برای ۲۰ تکرار با اعمال هر دو الگوریتم NSGA-II و QPSO تقریباً مقدار نزدیکی به دست می آید.

۵. نتیجه گیری

در این مقاله، یک شاخص جذابیت جدید به عنوان تابع هدف اول در کنار میزان انتشار گازهای آلاینده به عنوان تابع هدف دوم، به کمک الگوریتم های بهینه سازی چند هدفه بهینه سازی گردید. شاخص جذابیت پیشنهادی متشکل از هزینه تولید، هزینه پیکربندی مجدد و هزینه عدم قابلیت اطمینان سیستم است. یک ریزشبه هیبریدی شامل سیستم فتوولتائیک، توربین بادی، میکروتوربین، پیل سوختی و سیستم ذخیره باتری به عنوان مورد مطالعه ای انتخاب گردید. عملکرد دو الگوریتم بهینه سازی ژنتیک غیرغالب نوع ۲ (NSGA-II) و انبوه ذرات کوانتومی (QPSO) از نظر سرعت همگرایی و پاسخ نهایی مسئله بهینه سازی با هم مقایسه شد و این مقایسه برای تابع هدف دوم یعنی میزان انتشار آلاینده ها، با مطالعات مشابه دیگر هم صورت گرفت. نتایج شبیه سازی نرم افزاری در محیط MATLAB نشان می دهد که الگوریتم NSGA-II عملکرد برتری از نظر سرعت همگرایی و پاسخ نهایی مسئله بهینه سازی دارد. شاخص جذابیت و میزان انتشار به دست آمده به کمک الگوریتم NSGA-II به ترتیب مقادیر بیشتر و کمتری در مقایسه با الگوریتم QPSO و سایر مطالعات مشابه است و این یعنی الگوی بهینه تولید واحدهای تولید پراکنده، برنامه بهینه شارژ و دشارژ باتری و برنامه بهینه خرید/فروش برق از به شبکه اصلی که به کمک الگوریتم NSGA-II به دست می آید، از نظر اقتصادی، قابلیت اطمینان و امنیت شبکه بهتر بوده و از نظر زیست محیطی نیز با کمترین میزان آلاینده گی همراه است. سرعت همگرایی الگوریتم NSGA-II هم قابلیت این روش را در گریز از تله پاسخ های بهینه محلی به خصوص در برنامه ریزی های زمان واقعی نشان می دهد.

۶. منابع و مراجع

1. Chen J., et al. (2018). Optimal Sizing for Grid-Tied Microgrids With Consideration of Joint Optimization of Planning and Operation. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 9(1), pp 237-248.
2. Dehghanpour K., Nehrir H. (2018). Real-Time Multiobjective Microgrid Power Management Using Distributed Optimization in an Agent-Based Bargaining Framework. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(6). pp 6318-6327.
3. Pourmousavi, S. A., Nehrir M. H. (2012). Real-Time Central Demand Response for Primary Frequency Regulation in Microgrids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(4), pp 1988-1996.
4. Khodaei, A. (2014). Resiliency-Oriented Microgrid Optimal Scheduling. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(4). Pp 1584-1591.
5. Abdulgalil M. A., Khalid M. (2019). Enhancing the reliability of a microgrid through optimal size of battery ESS. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 13(9), pp 1499-1508.
6. Alsaidan I., Khodaei, A., Gao, W. (2018). A Comprehensive Battery Energy Storage Optimal Sizing Model for Microgrid Applications. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(4), pp 3968-3980.
7. Fang, S., Xu, Y., Li, Z., Zhao, T., Wang, H. (2019). Two-Step Multi-Objective Management of Hybrid Energy Storage System in All-Electric Ship Microgrids. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 68(4), pp 3361-3373.
8. Haddadian, H., Noroozian, R. (2019). Multi-Microgrid-Based Operation of Active Distribution Networks Considering Demand Response Programs. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 10(4), pp 1804-1812.
9. Li, X., Xia, R. (2019). A Dynamic Multi-Constraints Handling Strategy for Multi-Objective Energy Management of Microgrid Based on MOEA. *IEEE Access*, 7, pp 138732-138744.
10. HosseinFarzin, H., Firuzabad, M. F., Aghtaie, M. M. (2017). A Stochastic Multi-Objective Framework for Optimal Scheduling of Energy Storage Systems in Microgrids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(1), pp 117-127.
11. Hosseini, S. M., Carli, R., Dotoli, M. (2021). Robust Optimal Energy Management of a Residential Microgrid Under Uncertainties on Demand and Renewable Power Generation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 18(2), pp 618-637.
12. Abdolrasol M. G. M., et al. (2018). An Optimal Scheduling Controller for Virtual Power Plant and Microgrid Integration Using the Binary Backtracking Search Algorithm. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 54(3), pp 2834-2844.
13. Li, Y., Wang, P., Gooi, H. B., Ye, J., Wu, L. (2019). Multi-Objective Optimal Dispatch of Microgrid Under Uncertainties via Interval Optimization. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(2), pp 2046-2058.
14. Sarfi, V., Livani, H. (2018). An Economic-Reliability Security-Constrained Optimal Dispatch for Microgrids. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(6), pp 6777-6786.
15. Tan, B., Chen, H. (2019). Stochastic Multi-Objective Optimized Dispatch of Combined Cooling, Heating, and Power Microgrids Based on Hybrid Evolutionary Optimization Algorithm. *IEEE Access*, 7, pp 176218-176232.
16. Shekari, T., Golshannavaz, S., Aminifar, F. (2017). Techno-Economic Collaboration of PEV Fleets in Energy Management of Microgrids. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(5), pp 3833-3841.
17. Hayajneh, H. S., Bashetty, S., Salim, M. N. B., Zhang, X. (2018). Techno-Economic Analysis of a Battery Energy Storage System with Combined Stationary and Mobile Applications, *IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech)*, pp 1-6.

18. Song, Y., Liu, Y., Wang, R., Ming, M. (2019). Multi-Objective Configuration Optimization for Isolated Microgrid With Shiftable Loads and Mobile Energy Storage. *IEEE Access*, 7, pp 95248-95263.
19. Tooryan, F., Collins, E. R. (2018). Optimum size and placement of distributed generators in microgrid based on reliability concept. *IEEE Power and Energy Conference at Illinois (PECI)*, pp 1-6.
20. Guo, J., Zhao, T., Liu, W., Zhang, J. (2019). Reliability Modeling and Assessment of Isolated Microgrid Considering Influences of Frequency Control. *IEEE Access*, 7, pp 50362-50371.
21. Bennett, D. A., Wade, G. A., Armstrong, M. P. (2002). Exploring the Solution Space of Semi-structured Geographical Problems Using Genetic Algorithms. *Transactions in GIS*, 3(1), pp 51-71.
22. Elsakaan, A. A., El-Sehiemy R. A., Sahar S. Kaddah, S. S., Elsaid, M. I. (2020). Optimal economic-emission power scheduling of RERs in MGs with uncertainty. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 14(1), pp 37-52.
23. Coello, C. A., Lamont, G. B., Veldhuizen, D. A. V. (2007). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*, Springer New York, NY.
24. Chang, Y., Bouzarkouna, Z., Devegowda, D. (2015). Multi-objective optimization for rapid and robust optimal oilfield development under geological uncertainty. *Computational Geosciences*, 19, pp 933-950.
25. Chen, Y., Yuan, X., Cang, X. (2019). Two hypotheses and test assumptions based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO), *Cluster Computing*, 22, pp 14359-14366.
26. Xia, Y., et al. (2019). Simplex quantum-behaved particle swarm optimization algorithm with application to ecological operation of cascade hydropower reservoirs. *Applied Soft Computing*, 84, pp 1-16.
27. Papathanassiou, S., Hatziaargyriou, N., Strunz, K. (2005). A Benchmark low voltage microgrid network. *GIGRE symposium*, Athens, Greece, pp 1-9.
28. Moghaddam, A. A., Seifi, A., Niknam, T., Pahlavani, M. R. A. (2011). Multi-objective operation management of a renewable MG (micro-grid) with back-up micro-turbine/fuel cell/battery hybrid power source. *Energy*, 36(11), pp 6490-6507.

Optimal Scheduling of Distributed Generation Units in a Hybrid Micro-grid Based on a Combined Attractiveness Index and Pollutants Emission

Ehsan Akbari

Department of Electrical Engineering, Mazandaran University of Science and Technology,
Babol, Iran

akbari.ieee@ gmail.com

Abstract— By developing the distributed generation units, the hybrid micro-grids usage besides the energy storage systems has changed the future of the electricity industry. In addition to the many benefits of the micro-grids, they can undermine security, reliability, stability, and other network indices if not properly scheduled. In this paper, a new attractiveness index is defined in order to optimal schedule the DGs generation and charging/discharging of the energy storage system (ESS) in a hybrid micro-grid. Also, the pollutant emission of the units is considered as the second objective along with the proposed attractiveness index, which constitutes a two-objective optimization problem. To solve this nonlinear and non-convex optimization problem, the Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) has been used. The main advantages of this algorithm are the ability to escape the local optimal traps and fast convergence. For further comparison, the Quantum Particle Swarm Optimization (QPSO) algorithm has been implemented. The performance of both algorithms in solving the proposed optimization problem is evaluated on a standard hybrid micro-grid. The results show faster convergence and better performance of the NSGA-II algorithm in terms of the final optimization solution.

Key words: Hybrid micro-grid, Optimal production scheduling, Attractiveness index, Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm, Quantum Particle Swarm Optimization.