Journal of **N**ovel **R**esearches on **S**mart **P**ower **S**ystems - Vol. 15 - No. 1 – Spring 2026
P-ISSN: 2322-2468, E-ISSN: 2981-0272, https://jeps.dezful.iau.ir/

Research Article

Scenario-Based Optimal Energy Management in a Multi-Carrier Energy Hub Equipped with P2G Technology Using the DP-CSA Algorithm

Mohammad Khoshabi[1], *Ph.D. Student*, Mehrdad Ahmadi Kamarposhti[* 2], *Associate Professor*, Mohsen Sedighi[1], *Assistant Professor*, Alireza Ghafouri[1], *Assistant Professor*

[1] Department of Electrical Engineering, Sar.C., Islamic Azad University, Sari, Iran
[2] Department of Electrical Engineering, Jo.C., Islamic Azad University, Jouybar, Iran

Abstract:

This paper presents an optimal framework for energy management in a multi-carrier energy hub considering uncertainties, environmental emissions, and system flexibility. The proposed structure, through the integration of renewable energy resources, combined heat and power (CHP) units, electrical and thermal energy storage systems, and Power-to-Gas (P2G) technology, improves system performance and enables the simultaneous supply of multiple energy demands. The proposed model incorporates uncertainties in generation and consumption using a scenario-based approach and Monte Carlo simulation, while a multi-objective function consisting of operating cost, emissions, and flexibility is formulated. The optimization problem is solved using the DP-CSA algorithm, which demonstrates superior performance compared to QPSO, WOA, DRL, and CSA methods. The results indicate that the objective function value reaches 2.183 p.u., representing approximately 5.6% improvement over QPSO. Furthermore, the operating cost is reduced to 37,962 cents, while emissions decrease to 207 kg. In the scenario involving flexible loads, the objective function value decreases to 1.968, corresponding to approximately 9.8% improvement compared to the base case, with emissions reduced to 195 kg. In addition, increasing the participation level of flexible loads from 10% to 30% results in a cost reduction ranging from 3.01% to 5.44%. The findings demonstrate that the combination of P2G technology, scenario-based modeling, and the proposed optimization algorithm significantly enhances system efficiency and sustainability.

Keywords: Combined Heat and Power (CHP); Demand Response; Energy Hub; Monte Carlo Simulation; Power-to-Gas (P2G); Scenario-Based Optimization; DP-CSA Algorithm.

Received: 4 March 2026
Revised: 9 Apr. 2026
Accepted: 25 Apr. 2026

*** Corresponding Author:** Dr. Mehrdad Ahmadi Kamarposhti,
Emails: mehrdad.ahmadi@iau.ac.ir; mehrdad.ahmadi.k@gmail.com

Citation: M. Khoshabi, M. Ahmadi Kamarposhti, M. Sedighi, A. Ghafouri "Scenario-Based Optimal Energy Management in a Multi-Carrier Energy Hub Equipped with P2G Technology Using the DP-CSA Algorithm", Journal of Novel Researches on Smart Power Systems, vol. 15, no. 1, pp. 51-70, June 2026 (in Persian).

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]

مقاله پژوهشی

مدیریت بهینه انرژی سناریومحور در هاب انرژی چندحامله مجهز به فناوری P2G با استفاده از الگوریتم DP-CSA

سید محمد خوشابی[۱]، دانشجوی دکتری، مهرداد احمدی کمرپشتی*[۲]، دانشیار، محسن صدیقی[۱]، استادیار، علیرضا غفوری[۱]، استادیار

۱- گروه برق، واحد ساری، دانشگاه آزاد اسلامی، ساری، ایران
۲- گروه برق، واحد جویبار، دانشگاه آزاد اسلامی، جویبار، ایران

چکیده: در این مقاله یک چارچوب بهینه برای مدیریت انرژی در هاب انرژی چندحامله با در نظر گرفتن عدم‌قطعیت‌ها، آلایندگی زیست‌محیطی و انعطاف‌پذیری ارائه شد. ساختار پیشنهادی با ادغام منابع تجدیدپذیر، واحد CHP، ذخیره‌سازهای الکتریکی و حرارتی و فناوری تبدیل برق به گاز (P2G) توانست عملکرد سیستم را بهبود دهد و تأمین همزمان بارهای مختلف را ممکن سازد. مدل پیشنهادی با استفاده از رویکرد سناریومحور و شبیه‌سازی مونت‌کارلو، عدم‌قطعیت تولید و مصرف را لحاظ کرده و تابع هدفی ترکیبی از هزینه، آلایندگی و انعطاف‌پذیری تعریف نمود. برای حل مسئله از الگوریتم DP-CSA استفاده شد که در مقایسه با روش‌های QPSO، WOA، DRL و CSA عملکرد بهتری نشان داد. نتایج نشان داد مقدار تابع هدف به ۲,۱۸۳ پریونیت رسیده که حدود ۵,۶٪ بهتر از QPSO است. همچنین هزینه بهره‌برداری به ۳۷۹۶۲ سنت و آلایندگی به ۲۰۷ کیلوگرم کاهش یافت. در سناریوی حضور بارهای انعطاف‌پذیر، مقدار تابع هدف به ۱,۹۶۸ کاهش یافت که حدود ۹,۸٪ بهبود نسبت به حالت پایه دارد و آلایندگی به ۱۹۵ کیلوگرم رسید. همچنین افزایش مشارکت بارهای انعطاف‌پذیر از ۱۰٪ تا ۳۰٪ موجب کاهش ۳,۰۱٪ تا ۵,۴۴٪ در هزینه شد. نتایج نشان داد ترکیب P2G، مدل‌سازی سناریومحور و الگوریتم پیشنهادی موجب بهبود قابل توجه کارایی و پایداری سیستم می‌شود.

کلمات کلیدی: الگوریتم **DP-CSA**؛ بهینه‌سازی سناریومحور؛ پاسخگویی بار؛ شبیه‌سازی مونت‌کارلو؛ هاب انرژی؛ تولید همزمان برق و حرارت (**CHP**)؛ فناوری تبدیل برق به گاز (**P2G**).

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۱۳
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۱/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۲/۰۵

* **نام نویسنده مسئول:** دکتر مهرداد احمدی کمرپشتی
نشانی نویسنده مسئول: گروه برق، واحد جویبار، دانشگاه آزاد اسلامی، جویبار، ایران.
Emails: mehrdad.ahmadi@iau.ac.ir; mehrdad.ahmadi.k@gmail.com

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

۱- مقدمه

با گسترش روزافزون منابع انرژی تجدیدپذیر و وابستگی متقابل شبکه‌های برق، گاز و حرارت، وجود هاب انرژی به عنوان یک ضرورت انکارناپذیر برای مدیریت یکپارچه و هوشمند این حامل‌ها مطرح می‌شود. مدیریت بهینه انرژی در هاب، امکان بهره‌برداری هماهنگ از منابع مختلف را فراهم می‌کند که به طور مستقیم منجر به کاهش هزینه‌های بهره برداری از طریق انتخاب به‌صرفه‌ترین حامل انرژی و ذخیره‌سازها می‌گردد [۲-۱]. هم‌زمان، این رویکرد با ایجاد انعطاف‌پذیری در پاسخ به نوسانات تولید و مصرف، قابلیت تأمین پایدار انرژی را در شرایط اضطراری یا قطعی احتمالی افزایش دهد. در سال‌های اخیر، راهبردهای متعددی برای سیستم مدیریت انرژی (EMS) به طور خاص با هدف دستیابی به این دو هدف یعنی کاهش هزینه و افزایش انعطاف‌پذیری توسعه یافته است [۳].

در [۴]، مدیریت انرژی کوتاه‌مدت با استفاده از سناریوهای احتمالاتی و در نظر گرفتن تعامل بازار و مشارکت مصرف‌کنندگان نهایی برای بهبود تصمیم‌گیری معرفی شده است. در [۵]، مدل هاب انرژی در یک جزیره هوشمند با ذخیره‌سازی هیبریدی و در نظر گرفتن ارتباط آب و برق، به افزایش پایداری در محیط‌های محدود کمک می‌کند. در [۶]، مدیریت انرژی توزیع‌شده در سیستم‌های کشتی با تأکید بر امنیت سایبری و کاهش آلایندگی برای دستیابی به عملکردی ایمن و سبز ارائه شده است. در [۷]، مفهوم هاب انرژی چندحامله در بستر شهر هوشمند برای یکپارچه‌سازی حامل‌های مختلف انرژی و بهبود هماهنگی و قابلیت اطمینان شبکه مطرح شده است. در [۸]، مشارکت هاب‌های انعطاف‌پذیر مبتنی بر ذخیره‌سازی در بازارهای انرژی و خدمات رزرو با هدف افزایش سودآوری و پایداری سیستم بررسی شده است. در [۹]، یک مدل سه‌مرحله‌ای با در نظر گرفتن خودروهای الکتریکی و منابع تجدیدپذیر و لحاظ عدم‌قطعیت‌ها، به بهبود تصمیم‌گیری عملیاتی کمک می‌کند. در [۱۰]، استفاده از یادگیری تقویتی عمیق بدون مدل، امکان تصمیم‌گیری تطبیقی و بهینه در هاب‌های دارای انرژی خورشیدی را فراهم کرده است. در [۱۱]، ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی و شبکه‌های عصبی برای بهبود پیش‌بینی و مدیریت در سیستم‌های پیچیده پیشنهاد شده است. در مجموع، این مطالعات نشان می‌دهند که ادغام روش‌های هوشمند، مدل‌سازی عدم‌قطعیت و تعامل با بازار می‌تواند نقش کلیدی در توسعه سیستم‌های انرژی پایدار و کارآمد ایفا کند.

در [۱۲]، یک چارچوب مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق برای هاب‌های انرژی مبتنی بر هیدروژن و آمونیاک ارائه شده که با تکیه بر داده‌ها، امکان بهره‌برداری انعطاف‌پذیر و سازگار با تغییرات عرضه و تقاضا را فراهم می‌کند و در نهایت منجر به افزایش کارایی و کاهش هزینه‌ها می‌شود. در [۱۳]، رویکرد یادگیری تقویتی عمیق چندعامله مطرح شده که در آن چندین هاب انرژی به‌صورت هماهنگ و توزیع‌شده مدیریت می‌شوند و تعامل بین حامل‌های مختلف انرژی مانند برق، گاز و آب بهبود می‌یابد؛ این ساختار چندعامله باعث افزایش مقیاس‌پذیری، هماهنگی و بهره‌وری کلی سیستم می‌شود. در [۱۴]، استفاده از شبیه‌سازی مونت‌کارلو برای تولید سناریوهای تصادفی، ابزار قدرتمندی برای مدل‌سازی عدم‌قطعیت‌ها فراهم می‌کند و به تصمیم‌گیرندگان کمک می‌کند تا راهکارهای بهینه‌تری در شرایط متغیر انتخاب کنند، به‌ویژه در سیستم‌های وابسته به منابع تجدیدپذیر. در [۱۵]، علاوه بر بهینه‌سازی انرژی، موضوع امنیت سایبری نیز وارد مدل شده و با بهره‌گیری از یادگیری تقویتی عمیق، چارچوبی برای شناسایی تهدیدات و کاهش ریسک در هاب‌های شبکه‌ای ارائه شده که منجر به افزایش تاب‌آوری و کاهش آسیب‌پذیری سیستم می‌شود. در [۱۶]، تمرکز بر بخش مسکونی بوده و با ادغام خودروهای الکتریکی و برنامه‌های مدیریت تقاضا، انعطاف‌پذیری هاب انرژی افزایش یافته و امکان کاهش بار اوج و هزینه‌های انرژی برای کاربران فراهم شده است. در مجموع، این مطالعات نشان می‌دهند که ترکیب هوش مصنوعی، مدل‌سازی عدم‌قطعیت و مدیریت تقاضا نقش مهمی در توسعه سیستم‌های انرژی هوشمند، پایدار و مقاوم ایفا می‌کند.

در [۱۷]، یک مدل مقاوم مبتنی بر سناریو برای هاب انرژی مجازی شامل تولید همزمان برق، حرارت و برودت معرفی شده که با فراهم‌سازی امکان مشارکت در بازارهای انرژی و خدمات رزرو، به افزایش سودآوری و قابلیت اطمینان سیستم کمک می‌کند. در [۱۸]، تنظیم انعطاف‌پذیری شبکه از طریق هاب‌های تجدیدپذیر و با استفاده از مکانیزم قیمت‌گذاری انعطاف‌پذیری مطرح شده که تعامل بین تولیدکنندگان و مصرف‌کنندگان را تقویت کرده و موجب کاهش نوسانات و بهبود پایداری شبکه می‌شود. در [۱۹]، مدیریت یکپارچه انرژی الکتریکی، حرارتی و سرمایشی در یک ریزشبکه دارای هاب انرژی بررسی شده که با در نظر

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

گرفتن تعامل بین بخش‌ها، منجر به بهینه‌سازی مصرف و کاهش هزینه‌ها می‌شود. در [۲۰]، یک چارچوب مدیریت انرژی برای افزایش تاب‌آوری شبکه توزیع در شرایط پیش و پس از بحران ارائه شده که با بهره‌گیری از انعطاف‌پذیری هاب‌ها، زمان بازیابی سیستم را کاهش می‌دهد. در [۲۱]، فناوری تبدیل برق به گاز به‌عنوان راهکاری برای ذخیره‌سازی انرژی و کاهش ازدحام شبکه گاز معرفی شده که به بهبود بهره‌برداری سیستم کمک می‌کند. در [۲۲]، یک مدل بهینه‌سازی چندهدفه برای هاب انرژی مجازی شامل مراکز داده و خودروهای الکتریکی ارائه شده که با رویکرد مقاوم-تصادفی، هزینه و آلایندگی را همزمان کاهش می‌دهد. در [۲۳]، مدیریت مقاوم با در نظر گرفتن پارکینگ‌های هوشمند برای خودروهای هیبریدی موجب استفاده بهینه از ظرفیت ذخیره‌سازی و کاهش بار شبکه می‌شود. در [۲۴] به بهره‌برداری بهینه هاب انرژی با ادغام منابع مختلف پرداخته و نشان می‌دهد که یکپارچه‌سازی فناوری‌ها می‌تواند نقش مهمی در افزایش کارایی و توسعه سیستم‌های انرژی مدرن ایفا کند.

در [۲۵] یک چارچوب بهینه‌سازی چندهدفه برای بهره‌برداری کم‌کربن از هاب انرژی ارائه شده است، که با در نظر گرفتن کوپلینگ دوطرفه انرژی و کربن و همچنین عدم‌قطعیت‌های ناهمگن، توانست تعادل مناسبی میان هزینه، انتشار آلاینده‌ها و عدالت انرژی برقرار کند. مرجع [۲۶] با ارائه یک راهبرد دومرحله‌ای مبتنی بر مدل هاب انرژی برای ریزشبکه‌های چندانرژی، نشان داد که هماهنگی میان حامل‌های مختلف انرژی موجب بهبود قابلیت اطمینان بهره‌برداری، افزایش انعطاف‌پذیری سیستم و کاهش هزینه‌های عملیاتی شود.. از سوی دیگر، در [۲۷] یک چارچوب بهینه‌سازی مقاوم توزیعی برای زمان‌بندی هاب انرژی در حضور ابهام قیمت انرژی و بار مصرفی ارائه شده است. نتایج پژوهش آنان نشان داد که تلفیق برنامه‌های پاسخگویی بار با مدل‌سازی عدم‌قطعیت، موجب افزایش پایداری تصمیمات بهره‌برداری و کاهش هزینه‌های مورد انتظار سیستم می‌شود. علاوه بر این، در [۲۸] توسعه یک کنترل‌کننده پیش‌بین اقتصادی مبتنی بر مدل (Economic MPC) برای هاب‌های انرژی مسکونی، بهره‌برداری هماهنگ از ذخیره‌سازهای الکتریکی و حرارتی بررسی شد و نشان داده شده که مدیریت همزمان حامل‌های مختلف انرژی، انعطاف‌پذیری عملیاتی سیستم را به طور محسوسی افزایش می‌دهد. در نهایت، مرجع [۲۹]، فناوری‌ها، ساختارها، خدمات و چالش‌های هاب‌های هیدروژن سبز را بررسی کرده و نقش فناوری‌های تبدیل برق به گاز (PtG)، ذخیره‌سازی هیدروژن و یکپارچه‌سازی منابع تجدیدپذیر را در توسعه هاب‌های انرژی آینده مورد تأکید قرار داده است.

بررسی پیشینه پژوهش نشان می‌دهد که در برنامه‌ریزی مدیریت انرژی سیستم‌های تولید توان، توجه همزمان به عدم‌قطعیت‌ها و اثرات زیست‌محیطی ضروری است. مطالعات گذشته بر اهمیت به‌کارگیری منابع تجدیدپذیر، ذخیره‌سازهای چندحامله و بارهای انعطاف‌پذیر در برنامه‌های پاسخگویی بار تأکید داشته‌اند، با این حال نقش فناوری تبدیل برق به گاز (P2G) در کنار این عوامل کمتر بررسی شده است. در این مقاله، یک ساختار یکپارچه شامل منابع تجدیدپذیر، توربین بادی، باتری، بویلر، ذخیره‌ساز حرارتی و واحد تولید همزمان برق و حرارت برای تأمین بارهای الکتریکی، حرارتی و گازی پیشنهاد شده است. مدیریت انرژی این سیستم در افق ۲۴ ساعته با رویکرد تصادفی مبتنی بر سناریو و با استفاده از توابع چگالی احتمال و شبیه‌سازی مونت‌کارلو انجام می‌شود. تابع هدف به‌صورت ترکیبی وزنی از هزینه‌های بهره‌برداری، انعطاف‌پذیری سیستم و آلایندگی تعریف شده است. برای حل مسئله، الگوریتم ابتکاری جستجوی فاخته با ضرایب پویا (DP-CSA) به‌کار گرفته شده که نسبت به روش‌های مرسوم از دقت و سرعت همگرایی بالاتری برخوردار است. ایده‌های اصلی مقاله عبارت است از:

- ارائه توپولوژی نوآورانه برای هاب انرژی، شامل منابع تجدیدپذیر، ذخیره‌سازها و فناوری تبدیل برق به گاز (PtG) برای کاهش هزینه و انعطاف‌پذیری.
- ارائه تابع هزینه وزنی سناریو محور مبتنی بر برنامه پاسخگوئی بار که در آن هر سناریو بر اساس احتمال وقوع، وزنی اختصاص داده می‌شود.
- پیشنهاد نسخه توسعه یافته الگوریتم جستجوی فاخته با جهش‌ها پویا (DP-CSA).

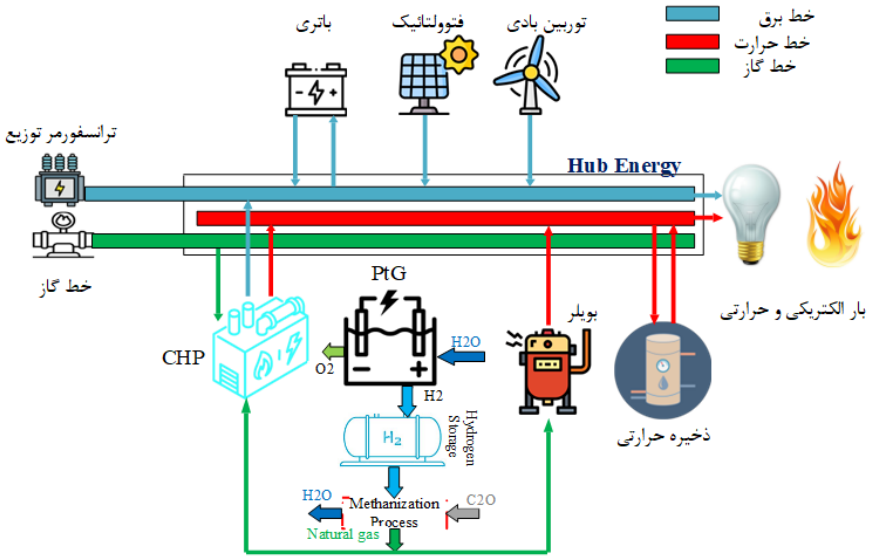
در ادامه این مقاله، ابتدا در بخش دوم به مدلسازی مسئله پرداخته می‌شود که شامل تعریف ساختار سیستم، اجزا و روابط بین آن‌ها است. سپس در بخش سوم مفهوم انعطاف‌پذیری هاب انرژی و نقش آن در بهبود عملکرد سیستم بررسی می‌شود. در بخش چهارم، مدلسازی عدم‌قطعیت‌ها با استفاده از روش‌های مناسب مورد بحث قرار می‌گیرد. بخش پنجم به تعریف تابع هدف

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

و محدودیت‌های حاکم بر مسئله اختصاص دارد. در بخش ششم، الگوریتم جستجوی فاخته با پارامترهای پویا (DP-CSA) معرفی می‌شود. در بخش هفتم، نتایج شبیه‌سازی‌ها تحلیل شده و در نهایت در بخش هشتم، نتیجه‌گیری و پیشنهاداتی برای مطالعات آینده ارائه می‌شود.

۲- مدلسازی مسئله

توپولوژی هاب انرژی مورد مطالعه در این مقاله، در شکل (۱) نشان داده شده است. هاب انرژی پیشنهادی، شامل منابع انرژی تجدیدپذیر نظیر سامانه خورشیدی فتوولتائیک و توربین بادی و همچنین یک بویلر، یک واحد تولید همزمان برق و حرارت (CHP)، ذخیره‌ساز حرارتی و یک باتری مجهز شده است. افزون بر این، برای کاهش هزینه‌های بهره‌برداری افزایش انعطاف‌پذیری در تأمین انرژی، فناوری تبدیل برق به گاز (PtG) نیز در هاب تعبیه شده تا برق مازاد به سوخت گازی تبدیل شود؛ این سوخت گازی قابلیت مصرف توسط بویلر و واحد CHP را دارد.



شکل (۱): توپولوژی پیشنهادی هاب انرژی

Figure (1): Proposed Energy Hub Topology

فناوری PtG روشی نوین است که تبدیل انرژی الکتریکی مازاد را به گاز قابل ذخیره‌سازی امکان‌پذیر می‌سازد. این فناوری به هاب انرژی (EH) اجازه می‌دهد تا انرژی اضافی را به گاز طبیعی تبدیل کند، که می‌تواند برای استفاده بعدی در تولید برق یا گرما ذخیره شود. فرآیند P2G شامل دو مرحله اصلی است. اولاً، فرآیند الکترولیز آب با استفاده از برق انجام می‌شود که آب را به گازهای اکسیژن و هیدروژن تبدیل می‌کند [۳۰].

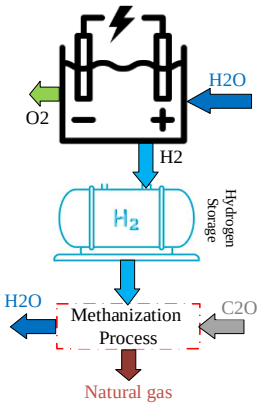
$$2H_2O \rightarrow 2H_2 + O_2 \qquad (۱)$$

در مرحله دوم، هیدروژن تولیدشده با دی‌اکسید کربن (CO2) در فرآیندی به نام متان‌زایی ترکیب می‌شود.

$$4H_2 + CO_2 \rightarrow 2H_2O + CH_4 \qquad (۲)$$

علاوه بر تولید گاز طبیعی، هیدروژنی که در مرحله اول فرآیند PtG به دست می‌آید، می‌تواند به‌طور جداگانه نیز مورد استفاده قرار گیرد. شایان ذکر است که فرآیند تولید هیدروژن بسیار کارآمدتر از کل فرآیند PtG است. هیدروژن تولیدشده را می‌توان در بازار هیدروژن به فروش رساند یا در صنایع مبتنی بر هیدروژن به کار برد. شکل (۲) دو مرحله اصلی فرآیند PtG را نشان می‌دهد.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026



شکل (۲): فنآوری PtG

Figure (2): PtG Technology

فناوری PtG راهکاری برای تبدیل انرژی الکتریکی مازاد به سوخت‌های گازی قابل ذخیره‌سازی ارائه می‌دهد. با به‌کارگیری الکترولیز، آب به هیدروژن و اکسیژن تجزیه می‌شود. پس از آن، هیدروژن تولیدشده از طریق فرآیند متان‌زایی با دی‌اکسید کربن ترکیب شده و متان تولید می‌کند. این متان سنتزی را می‌توان به‌طور یکپارچه در زیرساخت گاز طبیعی موجود تزریق کرد که امکان استفاده از آن را برای گرمایش، تولید برق یا ذخیره‌سازی فراهم می‌سازد.

۳- انعطاف‌پذیری هاب انرژی

انعطاف‌پذیری به معنای توانایی سیستم برای مواجهه با عدم قطعیت‌های مدل‌شده در سطحی قابل قبول، در زمانی معقول و با هزینهای مناسب است. انعطاف‌پذیری بار در هاب انرژی به توانایی یک هاب انرژی اشاره دارد که تقاضا و تأمین برق خود را به‌صورت پویا تنظیم کند تا با شرایط متغیر سازگار شود و همزمان عملکردی قابل اطمینان و کارآمد را حفظ نماید. این امر مستلزم بهره‌گیری از منابع و فناوری‌های گوناگون، از جمله سامانه‌های ذخیره‌سازی انرژی، برنامه‌های پاسخگویی بار و منابع انرژی تجدیدپذیر، به منظور مدیریت تقاضا و تأمین بار در هاب است. با بهینه‌سازی انعطاف‌پذیری بار در هاب انرژی، می‌توان قابلیت تاب‌آوری سیستم را بهبود بخشید، هزینه‌های انرژی را کاهش داد و میزان یکپارچه‌سازی منابع انرژی تجدیدپذیر را افزایش داد. این امر برای دستیابی به یک سامانه انرژی پایدار و قابل اطمینان که قادر به تأمین نیازهای متغیر جامعه مدرن باشد، ضروری است.

در عملکرد یک هاب انرژی با n بار انعطاف‌پذیر در خلال یک بازه زمانی t=[1,m]، جواب مسئله شامل یک آرایه از مقادیر بار هاب انرژی (EH) است. این آرایه را می‌توان به صورت ماتریس زیر نمایش داد [۳۱]:

$$P^* = \begin{bmatrix} P_{11}^* & \cdots & P_{1n}^* \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{m1}^* & \cdots & P_{mn}^* \end{bmatrix} \quad (۳)$$

در تحلیل انعطاف‌پذیری، هدف تعیین این موضوع است که مقادیر درایه‌های ماتریس تا چه حد قابل تغییر هستند و حداکثر تغییر مجاز آن‌ها چقدر است.

$$\Delta P_{ij} = P_{ij}^{new} - P_{ij}^* \quad (۴)$$

در رابطه فوق، تغییرات توان مثبت و منفی به‌طور جداگانه تحلیل می‌شوند تا میزان انعطاف‌پذیری مثبت و منفی لحاظ گردد. در زمینه هاب انرژی، انعطاف‌پذیری به ظرفیت هاب برای تنظیم پویای تقاضا و تأمین برق یا حرارت به منظور تطبیق با شرایط متغیر، همزمان با حفظ عملکردی قابل اطمینان و کارآمد، اشاره دارد. این امر مستلزم بهره‌گیری از منابع و فناوری‌های گوناگون، از جمله سامانه‌های ذخیره‌سازی انرژی، برنامه‌های پاسخگویی بار و منابع انرژی تجدیدپذیر، به منظور تنظیم تقاضا و

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

تأمین بار در هاب انرژی (EH) است. بهینه‌سازی انعطاف‌پذیری در هاب انرژی می‌تواند تاب‌آوری سیستم را افزایش داده و هزینه‌های انرژی را کاهش دهد و بدین‌وسیله به توسعه زیرساخت انرژی پایدار و قابل اطمینانی که قادر به تأمین نیازهای جامعه مدرن است، کمک کند. فرمول‌بندی شاخص انعطاف‌پذیری سیستم (SFI) برای یک هاب انرژی با رابطه (۵) نشان داده می‌شود [۳۱]:

$$SFI = \frac{1}{TM}\sum_{ut=1}^{T-1}\frac{1}{T-ut}\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{M}\frac{C^{a}(i,t)}{L^{*}(i,t)\times(tc^{*}(i)-t(i))} \quad (۵)$$

که در آن، M تعداد واحدهای تولید حرارت یا برق، u زمان وقوع رویداد پیش‌بینی‌نشده، P*(i,t) تولید واحد i ام در زمان t، Ca(i,t) ظرفیت در دسترس آن، و tc* زمان رفع رویداد پیش‌بینی‌نشده است. ادغام برنامه پاسخگویی بار (DRP) در سامانه مدیریت هاب انرژی با چندین چالش و محدودیت همراه است. تعامل پویا بین بارهای انعطاف‌پذیر و حامل‌های چندگانه انرژی، پیچیدگی ایجاد می‌کند، در حالی که رفتار مصرف‌کننده تحت قیمت‌گذاری متغیر همچنان نامشخص است. محدودیت‌های فیزیکی بارها، الزامات ارتباطی و سنگینی محاسباتی برای پیاده‌سازی زمان‌واقعی، یکپارچه‌سازی DRP را پیچیده‌تر می‌کند. علاوه بر این، نادیده گرفتن همبستگی‌ها با تولید تجدیدپذیر و نوسانات بازار می‌تواند کارایی را کاهش دهد که این امر ضرورت استفاده از راهبردهای پیشرفته، تطبیقی و آگاه از عدم قطعیت DRP را نشان می‌دهد.

۴- مدلسازی عدم قطعیت

تکنیک‌های مختلفی برای مدلسازی عدم قطعیت وجود دارد که توابع چگالی احتمال (PDF) به عنوان ابزاری به ویژه مؤثر برای این منظور مطرح شده‌اند. چارچوبی ریاضی برای نمایش احتمال وقوع نتایج مختلف در یک محدوده مشخص از مقادیر فراهم می‌کنند. تقاضای حرارت و برق به دلیل عواملی مانند شرایط آب و هوایی، الگوهای مصرف کاربران و فعالیت‌های صنعتی، در معرض تغییرات غیرقابل پیش‌بینی هستند. تابع چگالی احتمال گاوسی (نرمال) معمولاً برای مدلسازی عدم قطعیت تقاضای حرارت یا برق استفاده می‌شود. این تابع را می‌توان با استفاده از رابطه (۶) بیان کرد [۳۲]:

$$Normal\ PDF(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\times\sigma}}\,\mathrm{e}^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\times(\sigma)^2}} \quad (۶)$$

تابع گاوسی توسط دو پارامتر اساسی تعریف می‌شود: میانگین (μ) و واریانس (σ) که به ترتیب نشان‌دهنده میانگین و انحراف معیار داده‌های تقاضای انرژی هستند. انرژی خورشیدی و بادی دارای ناپیوستگی ذاتی هستند که منجر به عدم قطعیت در سطوح تولید آن‌ها می‌شود. برای مدلسازی عدم قطعیت‌های مرتبط با منابع بادی و فتوولتائیک، توابع چگالی احتمال جایگزین مانند توزیع‌های ویبول و بتا، که به ترتیب در روابط (۷) و (۸) بیان شده‌اند، گزینه‌های مناسبی را فراهم می‌کنند [۳۲]:

$$Weibull\ PDF(x) = \frac{k}{\lambda}\times\left(\frac{x}{\lambda}\right)^{K-1}\mathrm{e}^{-(\frac{x}{\lambda})^{K}} \quad (۷)$$

$$Beta\ PDF(x) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}(x)^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} \quad (۸)$$

در مدلسازی احتمالاتی، تکنیک‌های متعددی برای انتخاب سناریو از توابع چگالی احتمال وجود دارد. از جمله روش‌های رایج می‌توان به نمونه‌برداری تصادفی ساده، نمونه‌برداری تصادفی یکنواخت، نمونه‌برداری تصادفی با استفاده از توابع توزیع تجمعی، روش کوپولا، سازوکار چرخ رولت و شبیه‌سازی مونت کارلو (MCS) اشاره کرد. در این مقاله، روش MCS برای انتخاب سناریو برگزیده شده است. یکی از ویژگی‌های متمایز روشMCS ، توانایی آن در تولید سناریوهایی با توزیع مناسب است.

۵- تابع هدف و محدودیت‌ها

استفاده از منابع و ذخیره‌سازهای حرارتی و الکتریکی در هاب انرژی (EH)، تحت شرایط عدم قطعیت، در حضور بارهای انعطاف‌پذیر و با در نظر گرفتن برنامه‌های پاسخگویی بار، در این مقاله به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی تصادفی تک‌هدفه

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

تعریف شده است. تابع هدف پیشنهادی از مؤلفه‌های هزینه، آلایندگی و انعطاف‌پذیری تشکیل شده است: هزینه بهره برداری و شاخص انعطاف‌پذیری سیستم (SFI) که به فرم رابطه (۹) تعریف می‌شود.

$$F = \omega_1 \times \left(\frac{C_{op}}{SFI} \right) + \omega_2 \times E_{env} \tag{۹}$$

هدف از دستیابی به مدیریت بهینه انرژی در EH، به حداقل رساندن هزینه‌های بهره برداری (Cop) و آلایندگی زیست محیطی (E_{env}) و از طرفی افزایش شاخص انعطاف‌پذیری سیستم (SFI) است. در نتیجه، در تابع هدف پیشنهادی، مقدار شاخص SFI در مخرج کسر بخش اول تابع هدف قرار گرفت. ضرایب وزنی ω_1=0.0000075 و ω_2=0.004 برای مقیاس‌بندی دو مؤلفه تابع هدف به کار گرفته شده‌اند. هزینه بهره برداری در رابطه (۱۰) تعریف شده است. برای لحاظ کردن عدم قطعیت در مقدار تابع هدف، سناریوهای مختلفی انتخاب شده‌اند. هزینه در هر سناریو در ضریب احتمال آن سناریوی خاص ضرب می‌شود و سپس نتایج با هم جمع می‌شوند تا هزینه نهایی به دست آید.

$$Cost = Min \sum_{s=1}^{N_K} \pi_\kappa \left(E_C(s) + H_C(s) + T_C(s) + G_C(s) \right) \tag{۱۰}$$

تابع هدف پیشنهادی از چندین مؤلفه هزینه تشکیل شده است، شامل E_C، هزینه انرژی الکتریکی درخواستی، H_C، هزینه انرژی حرارتی درخواستی، T_C، هزینه تبدیل انرژی الکتریکی به گاز توسط واحدPtG و در نهایت G_C، هزینه مصرف گاز درEH می‌باشند. احتمال هر سناریو برابر Ω_k می‌باشد و N_K نشان‌دهنده تعداد سناریوهای در نظر گرفته شده برای مطالعه است. استفاده از ضریب احتمال باعث می‌شود سناریوهای محتمل‌تر نسبت به سناریوهای با احتمال کمتر در مقدار نهایی تابع هدف تأثیرگذارتر باشند.

هزینه انرژی الکتریکی درخواستی با رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود که ترکیبی از هزینه تولید برق خریداری شده از شبکه سراسری، هزینه واحد CHP و جبران هزینه بارهای انعطاف‌پذیر است. بارهای انعطاف‌پذیر و کاهش مصرف برق در ساعات پیک می‌توانند به طور قابل توجهی به کاهش هزینه‌های بهره برداری کمک کنند.

$$E_C = \sum_{t=1}^{T} \left(C_{grid}(t) + C_{WT}(t) + C_{CHP}^{E}(t) + C_{Bat}(t) + C_{FL}(t) \right) \tag{۱۱}$$

که در آن، CU(t) نشان‌دهنده هزینه برق خریداری شده از شبکه سراسری، $C_{WT}(t)$ هزینه برق توربین بادی، C^E_{CHP} (t) هزینه برق واحدCHP، $C_{Bat}(t)$ هزینه برق ذخیره شده در باتری، و $C_{FL}(t)$ هزینه پاسخگویی به تقاضای بارهای انعطاف‌پذیر در بازه زمانی t است. در این تحقیق، بازه زمانی t برابر با یک ساعت در نظر گرفته شده است و بر این اساس، طول دوره برنامه‌ریزی معادل ۲۴ ساعت است. تعداد کل ساعات در دوره برنامه‌ریزی با T نشان داده می‌شود. هزینه خرید انرژی از شبکه سراسری با استفاده از رابطه (۱۲) محاسبه می‌شود:

$$C_{grid}(t) = \alpha_{grid}(t) P_{grid}(t) \tag{۱۲}$$

که $P_{grid}(t)$ نشان‌دهنده توان مبادله‌شده در بازه زمانی t و α(t) ضریب هزینه توان مبادله‌شده با شبکه سراسری در آن ساعت است. هزینه توان تولیدی توربین بادی و CHP به ترتیب با روابط (۱۳) و (۱۴) محاسبه می‌شوند:

$$C_{\mathrm{WT}}(t) = \alpha_{WT} P_{\mathrm{WT}}(t) + \beta_{WT} \tag{۱۳}$$

$$C_{\mathrm{CHP}}^{E}(t) = \alpha_{chp} + \beta_{chp} \cdot P_{\mathrm{CHP}}(t) \tag{۱۴}$$

که $P_{WT}(t)$ و $P_{CHP}(t)$ به ترتیب نشان‌دهنده توان تولیدی منابع توربین بادی و CHP هستند. هزینه ذخیره‌ساز باتری نیز با رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود:

$$C_{Bat}(t) = \alpha_{bat} \left(P_{Ch}(t) + P_{dCh}(t) \right) + \beta_{bat} \tag{۱۵}$$

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

که $P_{Ch}(t)$ و $P_{dCh}(t)$ به ترتیب توان شارژ و دشارژ باتری هستند. هزینه مشارکت دربرنامه پاسخگویی بار برای بارهای انعطاف‌پذیر با رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود:

$$C_{FL}(t) = \Delta P_{FL}(t) \times R_{DR}(t) \tag{۱۶}$$

که $\Delta P_{DR}(t)$ میزان کاهش توان ناشی از مشارکت بارهای انعطاف‌پذیر در DRP است. هزینه انرژی حرارتی درخواستی با رابطه (۳۴) محاسبه می‌شود:

$$H_{Cost} = \sum_{t=1}^{T} \left(C_{CHP}^{T}(t) + C_{Boiler}(t) + C_{HS}(t) \right) \tag{۱۷}$$

که $C^{T}_{CHP}(t)$ هزینه حرارتی واحد CHP، $C_{Boiler}(t)$ هزینه تولید حرارت دیگ بخار، و $C_{HS}(t)$ هزینه ذخیره‌ساز حرارتی است. هزینه واحد بویلر با رابطه (۱۸) محاسبه می‌شود:

$$C_{Boiler}(t) = \alpha_B H(t) + \beta_B \tag{۱۸}$$

که $H(t)$ مقدار حرارت تولید شده توسط دیگ بخار است. هزینه تولید حرارت واحد CHP نیز با رابطه (۱۹) محاسبه می‌شود:

$$C_{CHP}^{H}(t) = \alpha_{CHP} H_{CHP}(t) + \beta_{CHP} \tag{۱۹}$$

که $H_{CHP}(t)$ انرژی حرارتی تولید شده توسط CHP می‌باشند. هزینه ذخیره‌ساز حرارتی نیز با رابطه (۲۰) محاسبه می‌شود:

$$C_{HS}(t) = (H_{Ch}(t) + H_{dCh}(t)) \cdot \alpha_{HS} + \beta_{HS} \tag{۲۰}$$

که $H_{Ch}(t)$ و $H_{dCh}(t)$ به ترتیب مقدار حرارت شارژ و دشارژ شده ذخیره‌ساز می‌باشند. هزینه تبدیل انرژی الکتریکی به گاز و استفاده از آن به عنوان سوخت برای واحدهای بویلر و CHP به عنوان رابطه (۲۱) تعریف می‌شود:

$$T_{Cost} = \sum_{t=1}^{T} \left(C_{Elec}(t) + C_{G\text{-}storage}(t) \right) \tag{۲۱}$$

که $C_{Elec}(t)$ هزینه الکترولایزر است که وظیفه تبدیل انرژی الکتریکی به گاز را بر عهده دارد و $C_{G\text{-}storage}(t)$ هزینه ذخیره‌ساز گاز است.

$$C_{Elec}(t) = \alpha_{Elec} P_{Elec}(t) + \beta_{Elec} \tag{۲۲}$$

$$C_{G\text{-}storage}(t) = \alpha_{GS}\ G(t) + \beta_{GS} \tag{۲۳}$$

در نهایت، هزینه گاز مصرفی در EH با رابطه (۲۴) محاسبه می‌شود:

$$G_{Cost} = \sum_{t=1}^{T} G(t) C_G(t) \tag{۲۴}$$

که $G(t)$ مقدار گاز مصرفی در EH در ساعت t و $C_G(t)$ هزینه گاز مصرفی در آن ساعت است. میزان انتشار آلایندگی با رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$E_{env} = \sum_{t=1}^{T} \left\{ \left(P_{CHP}(t) + H_{CHP}(t) \right) \times E_{CHP} + H_{Boiler}(t) \times E_{Boiler} + P_{grid}(t) \times E_{grid} \right\} \tag{۲۵}$$

که در آن، E_{CHP}, E_{Boiler} و E_{grid} به ترتیب انتشار آلایندگی بر حسب گرم بر مگاوات‌ساعت تولید شده توسط CHP، بویلر و شبکه سراسری می‌باشند. کاهش هزینه تولید برق منجر به افزایش آلایندگی می‌شود و بالعکس. این بدان معناست که نمی‌توانیم همزمان هزینه بهره برداری و آلایندگی را در پایین‌ترین سطح قرار دهیم. بنابراین، باید نقطه بهره برداری بهینه‌ای انتخاب شود که در آن هزینه کل و هزینه آلایندگی حداقل شوند. محدودیت‌های مدیریت انرژی EH به شرح زیر است [۳۳]:

موازنه توان الکتریکی: برای حفظ موازنه توان الکتریکی، باید اطمینان حاصل شود که مقدار توان تولیدی با مقدار توان درخواستی برای هر ساعت برابر است. این الزام به عنوان محدودیت موازنه توان الکتریکی شناخته می‌شود.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

$$P_{grid}(t)+P_{CHP}(t)+P_{WT}(t)+P_{dCh}^{Bat}(t)=P_{Load}(t)+P_{Ch}^{Bat}(t)-P_{FL}(t) \quad (۲۶)$$

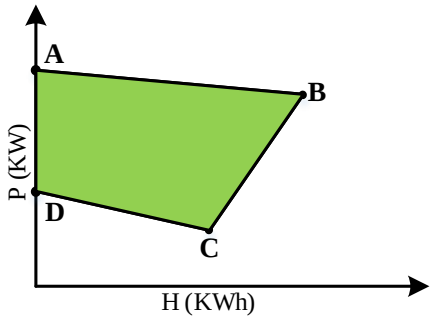
موازنه حرارتی: مقدار توان حرارتی تولیدی و درخواستی باید در هر ساعت برابر باشد.

$$H_{CHP}(t)+H_{HO}(t)+H_{dCh}(t)=H_{Load}(t)+H_{Ch}(t) \quad (۲۷)$$

محدودیت مبادله توان: محدودیت‌های توان خریداری شده از شبکه سراسری به شرح زیر است:

$$P_{grid}^{Min} \le P_{grid}(t) \le P_{grid}^{Max} \quad (۲۸)$$

نواحی عملکردی واحد CHP: هنگامی که هم توان الکتریکی تولیدی و هم توان حرارتی واحد CHP در نظر گرفته می‌شوند، محدودیت‌هایی در نواحی عملکردی آن‌ها وجود دارد. این محدودیت‌ها در شکل (۳) نشان داده شده است، که نواحی عملکردی مجاز برای واحدهای CHP را بر اساس ویژگی‌های عملکردی آن‌ها نشان می‌دهد.



شکل (۳): ظرفیت تولید توان CHP

Figure (3): CHP Power Generation Capacity

محدودیت‌های واحد بویلر: ظرفیت تولید حرارتی واحدهای بویلر محدود است.

$$H_{HO}^{Min} \le H_{HO}(t) \le H_{HO}^{Max} \quad (۲۹)$$

محدودیت‌های شارژ باتری: نرخ شارژ و دشارژ و سطح شارژ و دشارژ باتری‌ها برای افزایش عمر باتری محدود می‌شود.

$$P_{dCh}(t) \le P_{dCh}^{Max}$$
$$P_{Ch}(t) \le P_{Ch}^{Max} \quad (۳۰)$$

$$E_{Ch}(t) \le \psi^{charge-max}$$
$$E_{dCh}(t) \ge \psi^{charge-min} \quad (۳۱)$$

۶- الگوریتم جستجوی فاخته با پارامترهای پویا (DP-CSA)

الگوریتم جستجوی فاخته (CSA) یک الگوریتم بهینه‌سازی فراکاوشی است که در سال‌های اخیر برای حل مسائل بهینه‌سازی توسعه یافته است. این الگوریتم که با الهام از طبیعت طراحی شده، بر اساس انگل‌سازی گله‌ای یک گونه از فاخته، همراه با پیاده‌روی تصادفی پرواز لوی، استوار است. به طور معمول، پارامترهای جستجوی فاخته برای یک دوره ثابت نگه داشته می‌شوند، که این امر می‌تواند کارایی الگوریتم را کاهش دهد. برای مقابله با این مسئله، باید یک راهبرد مناسب برای تنظیم پارامترهای جستجوی فاخته تعریف شود. در الگوریتم جستجوی فاخته، هر تخم در یک لانه نشان‌دهنده یک جواب است، در حالی که تخم فاخته نمایانگر یک جواب جدید است. هدف، جایگزینی جواب‌های زیر optimalدر لانه‌ها با جواب‌های جدید بالقوه بهتر (تخم‌های فاخته) است. در ساده‌ترین شکل خود، هر لانه دارای یک تخم واحد است. با این حال، الگوریتم را می‌توان به سناریوهای پیچیده‌تری تعمیم داد که در آن لانه‌ها حاوی تخم‌های متعددی هستند که نشان‌دهنده مجموعه‌ای از جواب‌ها هستند.ل گوریتم جستجوی فاخته بر اساس سه اصل اساسی استوار است [۳۴]:

۱ .هر فاخته یک تخم را در یک لانه به طور تصادفی انتخاب‌شده می‌گذارد.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

۲ .تعداد لانه‌های میزبان ثابت است و پرنده میزبان می‌تواند با احتمال معینی یک تخم خارجی را تشخیص دهد. در صورت تشخیص، میزبان ممکن است تخم را دور بیندازد یا به طور کامل لانه را رها کرده و لانه جدیدی در مکان دیگری ایجاد کند.
۳ .لانه‌هایی با باکیفیت‌ترین تخم‌ها (جواب‌ها) به نسل بعد منتقل می‌شوند. برای سادگی، این امر را می‌توان با دور انداختن تعداد ثابتی از لانه و جایگزینی آن‌ها با جواب‌های تصادفی جدید تقریب زد.
هنگام تولید جواب‌های جدید(x(t+1 ، یک فاخته یک پرواز لوی انجام می‌دهد:

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + \alpha \oplus Lévy(\lambda) \quad (۳۲)$$

که در آن α اندازه گام است که باید با توجه به الزامات مسئله مقیاس‌گذاری شود. در نسخه اصلاح‌شده الگوریتمCS ، پارامتر α دیگر ثابت نیست. در عوض، مقدار آن به صورت تطبیقی در هر تکرار مطابق با رابطه (۳۲) تنظیم می‌شود. این تنظیم پویا به الگوریتم اجازه می‌دهد تا خودتنظیمی کرده و عملکرد خود را بهبود بخشد.

$$\alpha_i^{t+1} = \alpha_0 \left(X_{best}^{t} - X_i^{t} \right) \quad (۳۳)$$

در اینجا، پرواز لوی باعث می‌شود پیاده‌روی تصادفی در کاوش فضای جستجو کارآمدتر باشد، زیرا اندازه گام در مسیرهای طولانی‌تر بزرگتر است. پرواز لوی اساساً یک پیاده‌روی تصادفی است که در آن طول گام تصادفی از توزیع لوی گرفته می‌شود:

$$Lévy \sim u = t^{-1-\lambda} \quad (۳۴)$$

که در آن λبه طور پویا بین ۰ و ۳ تغییر می‌کند. برخی از جواب‌های جدید با انجام پروازهای لوی در اطراف بهترین جواب یافت‌شده تا کنون تولید می‌شوند که جستجوی محلی را تسریع می‌کند. علاوه بر این، هر لانه می‌تواند نشان‌دهنده مجموعه‌ای از جواب‌ها باشد و به جستجو اجازه می‌دهد تا به نوعی به الگوریتم چندجمعیتی تعمیم یابد. در طبیعت، هر فاخته بین ۵ تا ۲۰ تخم می‌گذارد و از این مقادیر به عنوان کران بالا و پایین برای تعداد تخم‌های اختصاص‌یافته به هر فاخته در تکرارهای مختلف استفاده می‌شود. عادت دیگر فاخته‌های واقعی این است که تخم‌ها را در حداکثر فاصله از زیستگاه خود می‌گذارند. از این پس، این حداکثر محدوده شعاع تخم‌گذاری (ELR) نامیده می‌شود. در یک مسئله بهینه‌سازی با کران بالای var_{Max} و کران پایین var_{Min}برای متغیرها، هر فاخته دارای ELR است که متناسب با تعداد کل تخم‌ها در لانه، تعداد تخم‌های فعلی فاخته‌ها و همچنین محدودیت‌های متغیرهای var_{Min} و var_{Max} است. بنابراین، ELR به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$ELR = \frac{N_{eggs}}{N_{total}} \times (var_{Max} - var_{Min}) \quad (۳۵)$$

در نسخه استاندارد الگوریتم جستجوی فاخته، پارامتر مقیاس گام (α) مقدار ثابتی دارد که موجب می‌شود تعادل بین کاوش سراسری و بهره‌برداری محلی در طول فرآیند بهینه‌سازی بهینه نباشد. در الگوریتم پیشنهادیDP-CSA ، یک استراتژی کاهش غیرخطی وابسته به نرخ همگرایی برای تنظیم پویای α ارائه شده است. بر این اساس، مقدار α در هر تکرار با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha(t) = \alpha_{\min} + (\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) \times \exp\left(-\left(\frac{\gamma \cdot t}{T_{\max}} \right)^{\eta} \right) \quad (۳۶)$$

که در آن α_{min} و α_{max} به ترتیب کران پایین و بالای اندازه گام، γ ضریب کنترل نرخ کاهش (معمولاً بین ۲ تا ۶)، η ضریب شکل تابع کاهش (معمولاً ۲ یا ۳) و t شماره تکرار جاری است. این تابع کاهش نمایی با نرخ متغیر باعث می‌شود در گام‌های ابتدایی، αمقداری نزدیک به α_{max} داشته باشیم و کاوش سراسری مؤثری انجام شود؛ در حالی که در تکرارهای میانی، نرخ کاهش افزایش یافته و الگوریتم به سرعت وارد فاز بهره‌برداری محلی می‌شود. همچنین پارامتر توزیع لوی (λ) نیز به صورت تطبیقی و مبتنی بر کیفیت جواب فعلی تعیین می‌گردد:

$$\lambda(t) = \lambda_0 + \left(\frac{f_{best}(t) - f_{worst}(t)}{f_{best}(t) + \grave{o}} \right) \times \delta \quad (۳۷)$$

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

در این رابطه λ_0 مقدار پایه توزیع لوی (معمولاً ۱,۵)، δ ضریب تنظیم دامنه تغییرات (در بازه ۰,۳ تا ۰,۷)، $f_{best}(t)$ و $f_{worst}(t)$ به ترتیب بهترین و بدترین مقادیر تابع هدف در جمعیت فعلی، و ε یک عدد بسیار کوچک برای جلوگیری از تقسیم بر صفر است. این سازوکار سبب می‌شود زمانی که الگوریتم در ناحیه بهینه قرار دارد (اختلاف بین جواب‌های خوب و بد کم باشد)، λ کاهش یافته و طول گام‌های تصادفی افزایش پیدا کند تا امکان فرار از بهینه محلی فراهم شود. در مقابل، هنگامی که تنوع جواب‌ها بالاست، پارامتر λ افزایش یافته و جهش‌های کوتاه‌تر و دقیق‌تری انجام می‌گیرد. همچنین شعاع تخم‌گذاری (ELR) با استفاده از یک تابع لجستیک پویا بر اساس نرخ بلوغ جمعیت تنظیم می‌شود که همگرایی سریعتر و دقیق‌تر الگوریتم DP-CSA را در مسائل پیچیده تضمین می‌کند.

$$ELR = \frac{N_{eggs}}{N_{total}} \times (var_{Max} - var_{Min}) \times \left(1 + \tanh\left(\frac{t}{T_{max}} - 0.5\right)\right) \quad (۳۸)$$

الگوریتم پیشنهادی DP-CSA با تنظیم پویای پارامترها، تعادل بهتری بین جستجوی سراسری و جستجوی محلی ایجاد کرده و موجب افزایش سرعت همگرایی و کاهش احتمال همگرایی زودهنگام می‌شود. از نظر پیچیدگی محاسباتی، مرتبه زمانی الگوریتم برابر با $O(N \times T \times D)$ است که در آن N تعداد جمعیت، T تعداد تکرارها و D تعداد متغیرهای تصمیم است. از آنجا که اصلاحات تنها در نحوه تنظیم پارامترها اعمال شده است، پیچیدگی محاسباتی نسبت به الگوریتم استاندارد CSA افزایش قابل‌توجهی نداشته و در مقابل، کیفیت و پایداری پاسخ‌های بهینه بهبود یافته است. شبه کد الگوریتم DP-CSA در جدول (۱)، آورده شده است:

جدول (۱): شبه کد الگوریتم پیشنهادی DP-CSA

Table (1): Pseudocode of the Proposed DP-CSA Algorithm

گام ۱: مقداردهی اولیه پارامترها

تعیین ضرایب الگوریتم

گام ۲: تولید جمعیت اولیه

- تولید تصادفی N_nest جواب اولیه در محدوده مجاز[varMin, varMax]
- هر جواب = یک لانه حاوی یک تخم (در نسخه تک‌هدفه)
- محاسبه مقدار تابع هدف f(x) برای هر جواب
- شناسایی بهترین جواب (با کمترین مقدار تابع هدف(

گام ۳: شروع حلقه اصلی بهینه‌سازی

برای t = 1 تا T_max انجام بده:

زیرگام ۱-۳: محاسبه پارامترهای پویا

محاسبه اندازه گام تطبیقی:

محاسبه پارامتر توزیع لوی

زیرگام ۲-۳: فاز کاوش سراسری (تولید جواب جدید با پرواز لوی)

برای هر لانه i = 1 تا:N_nest

۱. انتخاب تصادفی یک لانه دیگر(j (j ≠ i

۲. تولید گام تصادفی s از توزیع لوی

۳. تولید جواب جدید

۴. اعمال محدودیت مرزها:

۵. محاسبه مقدار تابع هدف

۶. قانون جایگزینی (اگر جواب جدید بهتر است):

اگر f(xnew(i))<f(x(i))⇒x(i)=xnew(i) اگر $f(xnew(i))<f(x(i))\Rightarrow x(i)=xnew(i)$

زیرگام ۳-۳: فاز بهره‌برداری محلی (دور انداختن لانه‌های ضعیف)

برای هر لانه i = 1 تا:N_nest

۱. تولید عدد تصادفی[0, 1] ∈ r

۲. اگر (r > P_a تخم خارجی تشخیص داده شد:

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

- محاسبه شعاع تخم‌گذاری پویا
- تولید دو جواب تصادفی (a, b) از جمعیت فعلی
- تولید لانه جدید
- اعمال محدودیت مرزها
- محاسبه f(x_new)
- جایگزینی با بدترین جواب جمعیت:
  - پیدا کردن بدترین جواب در جمعیت (با بیشترین مقدار تابع هدف)
  - اگر f(x_new) < f(x_worst) ⇒ جایگزین کن

۳. **در غیر این صورت: (r ≤ P_a)**
- لانه فعلی را حفظ کن (تغییری ایجاد نکن)

زیرگام ۴-۳: به‌روزرسانی بهترین جواب

- پیدا کردن بهترین جواب در جمعیت فعلی) کمترین(f(x))
- به‌روزرسانی f_best(t) وx_best
- ذخیره مقدار تابع هدف در هر تکرار برای رسم منحنی همگرایی

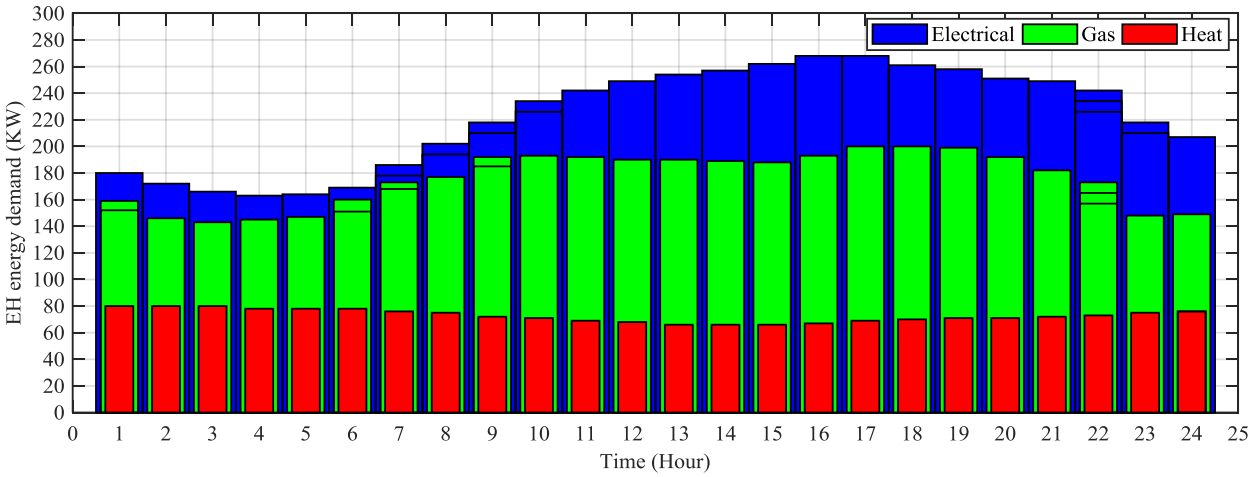
گام ۴: بررسی شرط توقف:

اگر شرط توقف برقرار نشد t = t + 1 و بازگشت به **گام ۳**

۷- تحلیل نتایج شبیه‌سازی‌ها

این بخش به تحلیل و بررسی نتایج شبیه‌سازی می‌پردازد. تمامی شبیه‌سازی‌ها و تحلیل‌های ارائه‌شده در این پژوهش با استفاده از نرم‌افزار MATLAB/Simulink (MathWorks Inc., R2024b) انجام شده است. مدل هاب انرژی، اجزای مختلف سیستم شامل منابع تولید، فناوری تبدیل برق به گاز(PtG) ، سیستم‌های ذخیره‌ساز انرژی و برنامه‌های پاسخگویی بار در محیط MATLAB/Simulink پیاده‌سازی شدند. همچنین الگوریتم پیشنهادی DP-CSA با استفاده از کدنویسی در محیط MATLAB توسعه یافته و به مدل شبیه‌سازی متصل گردید. کلیه نتایج ارائه‌شده شامل هزینه بهره‌برداری، میزان انتشار آلاینده‌ها، شاخص انعطاف‌پذیری و مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها بر اساس خروجی‌های این محیط شبیه‌سازی استخراج و تحلیل شده‌اند.

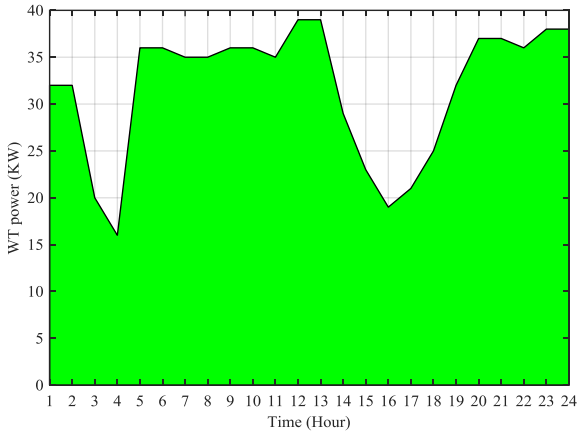
الگوریتم پیشنهادی DP-CSA بر اساس سناریوهای انتخاب‌شده با استفاده از سازوکار شبیه‌سازی مونت کارلو مورد ارزیابی قرار گرفت. شبیه‌سازی بر روی یک هاب انرژی انجام می‌شود که شامل واحدهای CHP و بویلر، توربین بادی، سیستم‌های ذخیره‌سازی الکتریکی و حرارتی، و فناوری تبدیل برق به گاز (P2G) برای تأمین برق، حرارت و گاز طبیعی محلی است. شکل (۴) تقاضای بارهای الکتریکی، حرارتی و گاز طبیعی و شکل (۵) ظرفیت توان تولیدی توربین بادی را نشان می‌دهد.



شکل (۴): مصرف انرژی هاب انرژی

Figure (4): Energy Consumption of the Energy Hub

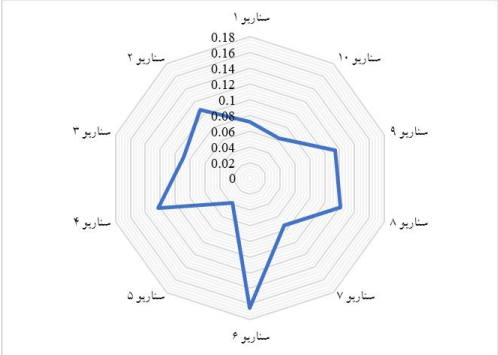
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026



شکل (۵): ظرفیت تولید انرژی توربین بادی

Figure (5): Energy Generation Capacity of the Wind Turbine

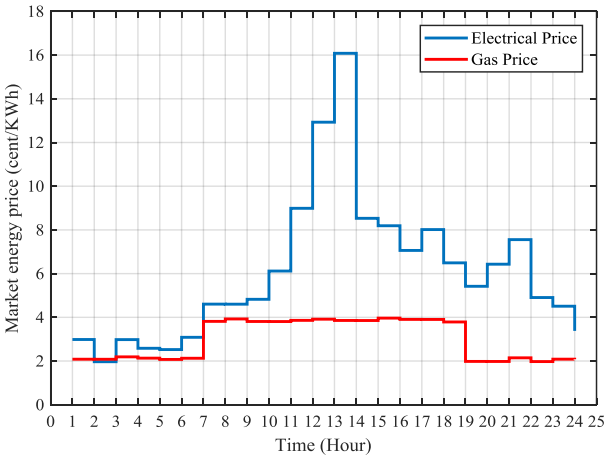
توربین بادی مورد استفاده در شبیه‌سازی دارای حداکثر توان خروجی ۳۸ کیلووات است. همانطور که در بخش‌های قبلی شرح داده شد، عدم قطعیت بار با استفاده از تابع توزیع احتمال نرمال مدلسازی شد، در حالی که توان بادی با استفاده از تابع چگالی احتمال ویبول مدلسازی گردید. از شبیه‌سازی مونت کارلو برای تولید ۵۰۰۰ سناریو استفاده شد و از روش خوشه‌بندی برای کاهش تعداد سناریوها به ۱۰ سناریوی ممکن بهره گرفته شد. احتمال این سناریوهای انتخاب‌شده برای شبیه‌سازی‌ها در شکل (۶) نشان داده شده است.



شکل (۶): احتمال سناریوهای انتخاب‌شده

Figure (6): Probability of the Selected Scenarios

شکل (۷) قیمت بازار برق و گاز را برای دوره مطالعه ۲۴ ساعته نمایش می‌دهد.



شکل (۷): قیمت انرژی الکتریکی و گاز

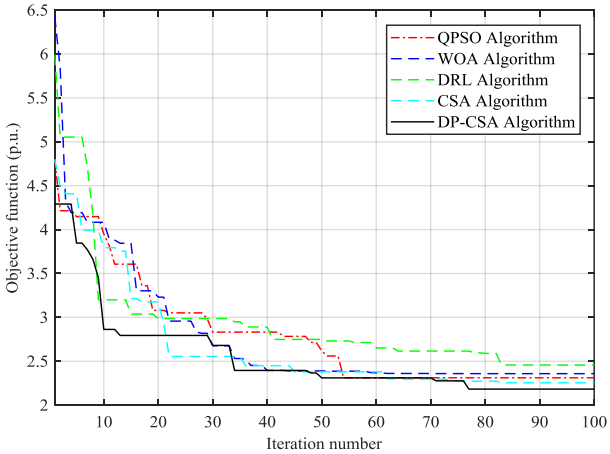
Figure (7): Electricity and Gas Prices

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

شبیه‌سازی‌ها در دو بخش انجام شد. در بخش اول، برنامه‌ریزی بهینه تولید توان در هاب انرژی (EH) بـا در نظـر گـرفتن عـدم قطعیت‌ها و جریمه آلودگی زیست‌محیطی، بدون در نظر گرفتن برنامه‌های پاسخگویی بار انعطاف‌پذیر، تعیین گردید. در بخـش دوم، تأثیر بارهای پاسخگو و برنامه‌های پاسخگویی بار بر مدیریت بهینه انرژی در هاب در نظر گرفتـه شـد. بـرای اعتبارسـنجی نتایج حاصل از بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم پیشنهادیDP-CSA ، نتایج با نتایج حاصـل از الگـوریتم بهینـه‌سـازی نهنـگ (WOA)، یادگیری تقویتی عمیق (DRL)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات کوانتومی (QPSO) و همچنین الگوریتم جستجوی فاختـه (CSA)مقایسه شد.

۷-۱- نتایج شبیه‌سازی بخش اول

در این بخش از شبیه‌سازی‌ها، استفاده بهینه از منابع در هاب انرژی (EH) بدون در نظـر گـرفتن DRP و جریمـه‌هـای آلـودگی زیست‌محیطی برنامه‌ریزی شده است. شکل (۸) فرآیند همگرایی الگوریتم‌هـای بهینـه‌سـازی مـورد اسـتفاده در ایـن بخـش از شبیه‌سازی‌ها را نشان می‌دهد.



شکل (۸): منحنی‌های همگرایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی در بخش اول شبیه‌سازی

Figure (8): Convergence Curves of Optimization Algorithms in the First Simulation Section

همانطور که در شکل (۸) نشان داده شده است، الگوریتم DP-CSA با رسیدن به مقدار تابع هدف پایین‌تر در مقایسـه بـا سـایر الگوریتم‌ها، همگرایی برتری را نشان می‌دهد. مقدار نهایی تابع هدف به دست آمده توسط الگوریتم DP-CSA برابر با 2.183 p.u. است. در حالی که مقادیر تابع هدف برای الگوریتم‌های QPSO، WOA، DRL و CSA به ترتیـب برابـر بـا 2.312 p.u.، 2.359 p.u.، 2.457 p.u. و 2.255 p.u. محاسبه شده است. جدول (۲) نتایج این بخش از شبیه‌سازی را ارائه می‌دهد.

جدول (۲): نتایج بهینه‌سازی در بخش اول شبیه‌سازی

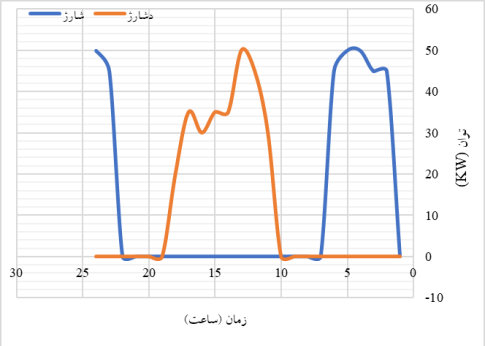
Table (2): Optimization Results in the First Simulation Section

OBJ (pu)	E_{env} (kg)	SFI (pu/h)	C_{op} (¢)	
2.312	217	0.2014	38784	QPSO
2.359	216	0.1934	38558	WOA
2.457	208	0.1765	38249	DRL
2.255	218	0.2115	39021	CSA
2.183	207	0.2101	37962	DP-CSA

بر اساس نتایج، الگوریتم DP-CSA با هزینه بهره‌برداری ۳۷۹۶۲ سنت و ۲۰۷ کیلـوگرم در آلاینـدگی، بهتـرین عملکـرد را در کاهش هزینه و آلایندگی داشته است، هرچند مقدار SFI آن (۰,۲۱۰۱) نسبت به برخی روش‌ها بالاتر است. الگوریتم DRL بـا کمترین مقدار SFI برابر با ۰,۱۷۶۵ و همچنین هزینه و آلایندگی نسبتاً پایین (۳۸۲۴۹ و ۲۰۸) از نظر انعطـاف‌پـذیری برتـرین است. در مقابل، الگوریتم CSA با بیشترین مقدار هزینه (۳۹۰۲۱ سنت) و آلایندگی (۲۱۸ کیلوگرم) و نیز بالاترین مقـدار SFI

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

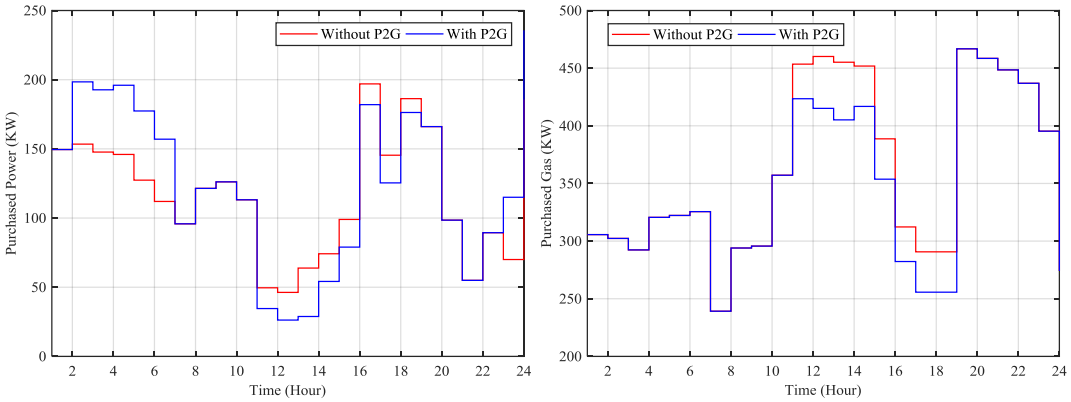
براب با ۰,۲۱۱۵ ضعیف‌ترین عملکرد را در هر سه معیار دارد. الگوریتم‌های QPSO و WOA نیز عملکرد متوسطی با مقادیر نزدیک به هم نشان می‌دهند. شکل (۹) عملکرد ساعتی فناوری تبدیل برق به گاز (PtG) را نشان می‌دهد.



شکل (۹): عملکرد PtG در بخش اول شبیه‌سازی

Figure (9): PtG Performance in the First Simulation Section

هنگامی که قیمت برق به مقادیر پایین‌تر کاهش می‌یابد، اپراتور سیستم برق را از شبکه سراسری خریداری کرده و با استفاده از فناوری تبدیل برق به گاز (P2G) آن را به گاز طبیعی تبدیل می‌کند. سپس گاز طبیعی در مخازن گاز ذخیره می‌شود. هنگامی که قیمت گاز طبیعی افزایش می‌یابد، واحد P2G گاز ذخیره شده را به هاب انرژی (EH) تزریق می‌کند. در ساعات اولیه روز و اواخر شب، زمانی که قیمت برق پایین است، برق به گاز تبدیل می‌شود. بین ساعت ۱۰ تا ۱۷، به جای خرید گاز از شبکه سراسری گاز، از گاز ذخیره شده برای تولید برق و حرارت در شبکه استفاده می‌شود.



شکل (۱۰): مقدار توان الکتریکی و گاز خریداری شده در بخش اول شبیه‌سازی

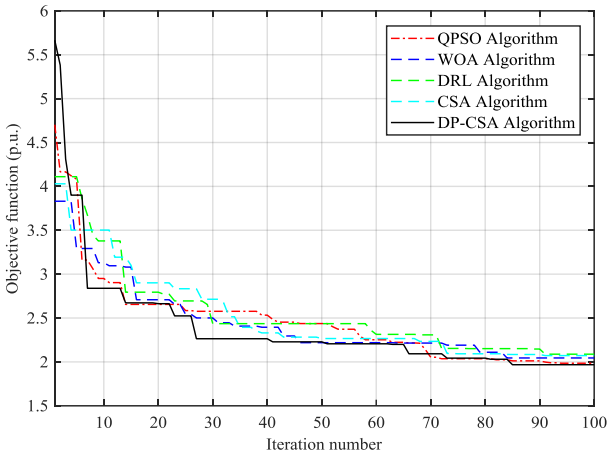
Figure (10): Purchased Electricity and Gas in the First Simulation Section

توان خریداری شده از شبکه سراسری از ساعت ۱ تا ۱۹ و از ساعت ۱۱ شب که واحد تبدیل برق به گاز (P2G) در حال شارژ است، افزایش می‌یابد. در حالت دشارژ از ساعت ۱۱ تا ۲۰، مقدار گاز طبیعی خریداری شده از شبکه کاهش می‌یابد. همچنین قابل توجه است که بخشی از گاز تولید شده با استفاده از فناوری P2G برای تولید حرارت مورد استفاده قرار می‌گیرد، در حالی که مابقی گاز برای تولید برق استفاده می‌شود.

۷-۲- نتایج شبیه‌سازی بخش دوم

در بخش دوم شبیه‌سازی‌ها، برنامه‌ریزی مدیریت انرژی در هاب انرژی (EH) در حضور بارهای انعطاف‌پذیر و برنامه‌های پاسخگویی بار با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی انجام شد. به طور خاص، ۱۵٪ از کل بارهای الکتریکی قابل جابجایی در نظر گرفته شد. شکل (۱۱) منحنی‌های همگرایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورد استفاده در این بخش از شبیه‌سازی‌ها را نشان می‌دهد.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026



شکل (۱۱): منحنی‌های همگرایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی در بخش دوم شبیه‌سازی

Figure (11): Convergence Curves of Optimization Algorithms in the Second Simulation Section

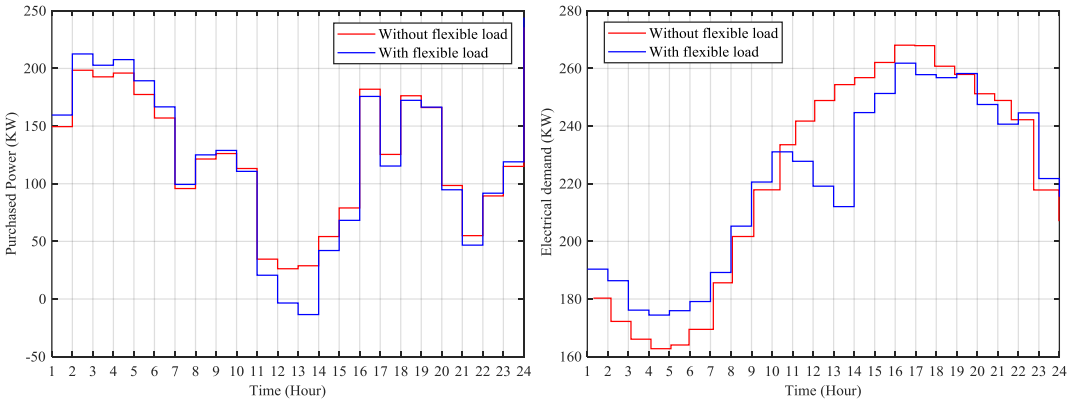
جدول (۳) هزینه‌های مرتبط با عملیات هاب انرژی (EH) را با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف در حضور بارهای انعطاف‌پذیر و برنامه‌های پاسخگویی بار ارائه می‌دهد.

جدول (۳): نتایج بهینه‌سازی در بخش دوم شبیه‌سازی

Table (3): Optimization Results in the Second Simulation Section

OBJ (pu)	E_{env} (kg)	SFI (pu/h)	C_{op} (¢)	
1.985	197	0.2198	35095	QPSO
2.045	205	0.2156	35239	WOA
2.088	197	0.2046	35470	DRL
2.072	201	0.2187	36987	CSA
1.968	195	0.2214	35097	DP-CSA

نتایج حاکی از آن است که الگوریتم QPSO مقادیر ۳۵۰۹۵ سنت برای هزینه بهره‌برداری، ۰,۲۱۹۸ پریونیت بر ساعت برای شاخص انعطاف‌پذیری، ۱۹۷ کیلوگرم برای میزان آلایندگی و ۱,۹۸۵ برای تابع هدف را ثبت کرده است. الگوریتم WOA مقادیر ۳۵۲۳۹ سنت، ۰,۲۱۵۶ پریونیت بر ساعت، ۲۰۵ کیلوگرم و ۲,۰۴۵ را ارائه می‌دهد. الگوریتم DRL با مقادیر ۳۵۴۷۰ سنت، ۰,۲۰۴۶ پریونیت بر ساعت، ۱۹۷ کیلوگرم و ۲,۰۸۸، بهترین شاخص انعطاف‌پذیری (۰,۲۰۴۶) را در میان تمام روش‌ها دارد. الگوریتم CSAبا مقادیر ۳۶۹۸۷ سنت، ۰,۲۱۸۷ پریونیت بر ساعت، ۲۰۱ کیلوگرم و ۲,۰۷۲، دارای بیشترین هزینه بهره‌برداری است. در نهایت الگوریتم DP-CSA با مقادیر ۳۵۰۹۷ سنت، ۰,۲۲۱۴ پریونیت بر ساعت، ۱۹۵ کیلوگرم و ۱,۹۶۸، بهترین مقدار تابع هدف (۱,۹۶۸) و کمترین میزان آلایندگی (۱۹۵ کیلوگرم) در بین تمام روش‌ها داشته است. شکل (۱۲) عملکرد ساعتی فناوری تبدیل برق به گاز (PtG) و جابجایی تقاضای انرژی الکتریکی ناشی از وجود بارهای انعطاف‌پذیر در پروفایل بار الکتریکی شبکه را نشان می‌دهد.

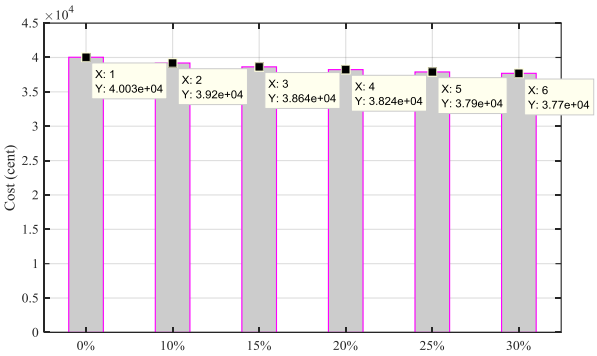


شکل (۱۲): اثر وجود بارهای انعطاف‌پذیر بر پروفایل بار الکتریکی شبکه و مقدار مبادله انرژی

Figure (12): Effect of Flexible Loads on the Grid Electrical Load Profile and Energy Exchange

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

نتایج نشان می‌دهد که بارهای انعطاف‌پذیر شرکت‌کننده در برنامه‌های پاسخگویی بار (DRP) از ساعات با قیمت بالا بـه سـاعات با قیمت پایین‌تر منتقل می‌شوند که منجر به کاهش قابل توجه در هزینه کل بهره برداری هاب انرژی مـی‌گـردد. همـانطور کـه نشان داده شده است، توان خریداری شده در ساعات پیک در مقایسه با سناریوهای قبلی به دلیل انتقال بار از ساعات پیـک بـه ساعات غیر پیک کاهش می‌یابد. تحلیل حساسیت برای ارزیابی دقیق‌تر تأثیر ضریب نفوذ بارهای انعطاف‌پذیر و مشـارکت آن‌هـا در برنامه پاسخگویی بار بر هزینه کلی بهره برداری هاب انرژی (EH) انجام شد. شکل (۱۳) تـأثیر شـرکت بـار انعطـاف‌پـذیر در برنامه پاسخگویی بار بر هزینه‌های بهره برداری را برای سطوح مختلف ضریب مشارکت بار نشان می‌دهد.



شکل (۱۳): تحلیل حساسیت ضریب نفوذ بارهای انعطاف‌پذیر بر هزینه EH

Figure (13): Sensitivity Analysis of the Flexible Load Penetration Factor on EH Cost

شکل (۱۶) نشان می‌دهد که با افزایش ضریب مشارکت بارهای الکتریکی انعطاف‌پـذیر، هزینـه بـرق خریـداری شـده از شـبکه بالادست کاهش می‌یابد و در نتیجه هزینه کل بهره برداری هاب انرژی (EH) کاهش می‌یابد. شکل همچنین نشان می‌دهـد کـه در ضرایب نفوذپذیری پایین‌تر، کاهش هزینه‌های بهره برداری در مقایسه با ضرایب نفوذپذیری بالاتر، قابل توجه‌تر است. با ایـن حال، روند کاهش هزینه بهره برداری EH با افزایش ضریب نفوذپذیری به طور قابل توجهی تغییر نمی‌کند. درصد کاهش هزینه برای سطوح مختلف مشارکت بار انعطاف‌پـذیر (۱۰٪، ۱۵٪، ۲۰٪، ۲۵٪ و ۳۰٪) بـه ترتیـب برابـر بـا ۳,۰۱٪، ۳,۵۱٪، ۴,۵۷٪، ۵,۳۱٪ و ۵,۴۴٪ محاسبه شده است.

۸- نتیجه‌گیری و پیشنهادات مطالعات آتی

در این پژوهش، یک چارچوب بهینه برای مـدیریت انـرژی هـاب انـرژی چندحاملـه بـا در نظـر گـرفتن عـدم‌قطعیـت، هزینـه بهره‌برداری، انتشار آلاینده‌ها و شاخص انعطاف‌پذیری ارائه شد. برای حل مسئله، الگوریتم جستجوی فاخته با پارامترهـای پویـا (DP-CSA) به‌کار گرفته شد که با تنظیم تطبیقی پارامترهای جستجو، تعادل مناسبی بین جستجوی سراسری و محلی برقـرار می‌کند. مدل پیشنهادی با در نظر گرفتن منابع انرژی تجدیدپذیر، واحد تولید همزمـان، سیسـتم ذخیـره‌سـاز انـرژی، فنـاوری تبدیل برق به گاز (PtG) و برنامه‌های پاسخگویی بار، امکان بهره‌برداری اقتصادی و انعطاف‌پذیر از هاب انرژی را فراهم مـی‌کنـد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که الگوریتم DP-CSA در مقایسه با الگوریتم‌های مرجع، پاسخ‌های باکیفیت‌تر و پایدارتری ارائه داده و توانسته است ضمن کاهش هزینه بهره‌برداری و انتشار آلاینده‌ها، شاخص انعطاف‌پذیری سیستم را نیز بهبود بخشد. همچنین، نتایج بیانگر آن است که بهره‌گیری همزمان از فناوری PtG، منابع تجدیدپذیر و برنامـه‌هـای پاسـخگویی بـار، نقـش مـؤثری در افزایش قابلیت بهره‌برداری و مدیریت بهینه انرژی در شرایط عدم‌قطعیت دارد. با وجود نتایج مطلوب، مـدل ارائـه‌شـده بـر پایـه مجموعه‌ای از فرضیات و سناریوهای عدم‌قطعیت توسعه یافته است و بررسی عملکرد آن در سیستم‌های بزرگ‌مقیاس، اسـتفاده از مدل‌های پیشرفته‌تر عدم‌قطعیت و به‌کارگیری داده‌های واقعی می‌تواند بـه توسـعه پـژوهش کمـک کنـد. همچنـین، توسـعه الگوریتم پیشنهادی برای هاب‌های انرژی متصل به یکدیگر و استفاده از روش‌های هوشمند ترکیبی، از موضوعات مناسب بـرای تحقیقات آینده خواهد بود.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026

مراجع

[1] Yadollahi, Z., Gharibi, R., Dashti, R. and Jahromi, A.T., 2024. Optimal energy management of energy hub: A reinforcement learning approach. Sustainable Cities and Society, 102, p.105179.

[2] Chen, J., Mao, C., Sha, G., Sheng, W., Fan, H., Wang, D., Qiu, S., Wu, Y. and Zhang, Y., 2024. Reinforcement learning based two-timescale energy management for energy hub. IET Renewable Power Generation, 18(3), pp.476-488.

[3] Chatuanramtharnghaka, B., Deb, S., Singh, K.R., Ustun, T.S. and Kalam, A., 2024. Reviewing demand response for energy management with consideration of renewable energy sources and electric vehicles. World Electric Vehicle Journal, 15(9), p.412.

[4] Sepehrzad, R., Al-Durra, A., Anvari-Moghaddam, A. and Sadabadi, M.S., 2025. Short-term and probability scenario-oriented energy management of integrated energy distribution systems with considering energy market interactions and end-user participation. Energy, 322, p.135691.

[5] Sadeghi, S., Ahmadian, A., Diabat, A. and Elkamel, A., 2024. Modeling energy management of an energy hub with hybrid energy storage systems for a smart island considering water–electricity nexus. International Journal of Hydrogen Energy, 71, pp.600-616.

[6] Zhang, Y., Xiao, Y., Teng, F. and Li, T., 2025. Distributed energy management for ship-integrated energy system: Secure and green sailing. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 11(3), pp.8189-8201.

[7] Esapour, K., Moazzen, F., Karimi, M., Dabbaghjamanesh, M. and Kavousi-Fard, A., 2023. A novel energy management framework incorporating multi-carrier energy hub for smart city. IET Generation, Transmission & Distribution, 17(3), pp.655-666.

[8] Kazemi, M., Salehpour, S.Y., Shahbaazy, F., Behzadpoor, S., Pirouzi, S. and Jafarpour, S., 2022. Participation of energy storage-based flexible hubs in day-ahead reserve regulation and energy markets based on a coordinated energy management strategy. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2022(1), p.6481531.

[9] Mokaramian, E., Shayeghi, H., Sedaghati, F., Safari, A. and Alhelou, H.H., 2022. An optimal energy hub management integrated EVs and RES based on three-stage model considering various uncertainties. IEEE Access, 10, pp.17349-17365.

[10] Dolatabadi, A., Abdeltawab, H. and Mohamed, Y.A.R.I., 2022. A novel model-free deep reinforcement learning framework for energy management of a PV integrated energy hub. IEEE Transactions on Power Systems, 38(5), pp.4840-4852.

[11] Krishnakumar, R., Kumar, U.A., Gomathy, V. and Natraj, N.A., 2025. Energy management of energy hub with renewable energy resources based on GTOA-ACNN approach: Kumar et al. Environment, Development and Sustainability, pp.1-27.

[12] Wen, D. and Aziz, M., 2023. Data-driven energy management system for flexible operation of hydrogen/ammonia-based energy hub: A deep reinforcement learning approach. Energy Conversion and Management, 291, p.117323.

[13] Zhang, G., Hu, W., Cao, D., Zhang, Z., Huang, Q., Chen, Z. and Blaabjerg, F., 2022. A multi-agent deep reinforcement learning approach enabled distributed energy management schedule for the coordinate control of multi-energy hub with gas, electricity, and freshwater. Energy Conversion and Management, 255, p.115340.

[14] Tavakoli, A. and Karimi, A., 2023. Development of Monte-Carlo-based stochastic scenarios to improve uncertainty modelling for optimal energy management of a renewable energy hub. IET Renewable Power Generation, 17(5), pp.1139-1164.

[15] Dalimi-Asl, A., Javadi, S., Ahmarinejad, A. and Rabbanifar, P., 2025. Energy management of networked energy hub considering risk assessment and cyber security: A deep reinforcement learning approach. Computers and Electrical Engineering, 124, p.110262.

[16] Mirzaei, M., Eslami, M., Shahbazzadeh, M.J. and Khajehzadeh, A., 2025. Enhancing flexibility in a residential energy hub through integrating electric vehicle and energy saving programs. Scientific Reports, 15(1), p.12660.

[17] Seyfi, M., Mehdinejad, M., Mohammadi-Ivatloo, B. and Shayanfar, H., 2022. Scenario-based robust energy management of CCHP-based virtual energy hub for participating in multiple energy and reserve markets. Sustainable Cities and Society, 80, p.103711.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]

[18] Akbari, E., Shabestari, S.F.M., Pirouzi, S. and Jadidoleslam, M., 2023. Network flexibility regulation by renewable energy hubs using flexibility pricing-based energy management. Renewable Energy, 206, pp.295-308.
[19] Basu, M., 2023. Electric, thermal and cooling energy management of a microgrid incorporating renewable energy hub. Electric Power Components and Systems, 51(9), pp.915-932.
[20] Gazijahani, F.S., Salehi, J. and Shafie-Khah, M., 2022. Benefiting from energy-hub flexibilities to reinforce distribution system resilience: A pre-and post-disaster management model. IEEE Systems Journal, 16(2), pp.3381-3390.
[21] Salehi, J., Namvar, A., Gazijahani, F.S., Shafie-khah, M. and Catalão, J.P., 2022. Effect of power-to-gas technology in energy hub optimal operation and gas network congestion reduction. Energy, 240, p.122835.
[22] Yuan, H., Feng, K., Li, W. and Sun, X., 2022. Multi-objective optimization of virtual energy hub plant integrated with data center and plug-in electric vehicles under a mixed robust-stochastic model. Journal of Cleaner Production, 363, p.132365.
[23] Seyfi, M., Mehdinejad, M. and Shayanfar, H., 2023. Robust energy management of virtual energy hub considering intelligent parking lots for the plug-in hybrid electric vehicles. In Energy Systems Transition: Digitalization, Decarbonization, Decentralization and Democratization (pp. 183-208). Cham: Springer International Publishing.
[24] Li, R. and SaeidNahaei, S., 2022. Optimal operation of energy hubs integrated with electric vehicles, load management, combined heat and power unit and renewable energy sources. Journal of Energy Storage, 48, p.103822.
[25] Yu, J., Zhao, J., Zhong, J., Lin, Z., Xu, Y., Peng, Y., Cai, Y., Cao, L., Zhang, M. and Cao, Y., 2026. Towards fairness and low-carbon operation of energy hub: A multi-objective optimization framework with energy–carbon bidirectional coupling and heterogeneous uncertainties. Applied Energy, 409, p.127475.
[26] Wang, H., Li, X., Liu, L. and Zheng, Y., 2026. Two-Stage Load Transfer Strategy for Multi-Energy Multi-Microgrids Based on Energy Hub Modelling. IET Generation, Transmission & Distribution, 20(1), p.e70208.
[27] Mo, P., Yang, Y. and Li, K., 2026. Smart multi-carrier energy hub with hydrogen storage and integrated demand response for optimized economic, environmental, and energy system performance. International Journal of Hydrogen Energy, 213, p.153470.
[28] Tiwari, S., Karimi, H., Garg, A., Behbahani, M.R., Joshi, S., Singh, J.G., Schipfer, F. and Kraxner, F., 2026. Review of multi-vectored energy hubs: Concept, architecture, management strategies, and research directions. Energy Reports, 15, p.109105.
[29] Awad, A.S., Ebeed, M., Shaaban, M.F., Oshneoi, A., Alotaibi, M.A., Kassem, A.M. and Ali, A., 2026. Bi-level stochastic planning and energy management of a multi-carrier energy system with electrical, cooling, heating, and hydrogen hubs. Applied Energy, 423, p.128337.
[30] Kim, Y., Moon, I., Kim, J. and Lee, J., 2025. Renewable natural gas value chain based on cryogenic carbon capture, utilization and storage, and power-to-gas for a net-zero CO2 economy. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 212, p.115425.
[31] Mirzaei, M., Eslami, M., Shahbazzadeh, M.J. and Khajehzadeh, A., 2025. Enhancing flexibility in a residential energy hub through integrating electric vehicle and energy saving programs. Scientific Reports, 15(1), p.12660.
[32] Kamarposhti, M.A., Shokouhandeh, H., Outbib, R., Colak, I. and Barhoumi, E.M., 2025. Techno-Economic Design of a Hybrid Photovoltaic–Wind System for a Residential Microgrid Considering Uncertainties Using Dynamic Parameters Bald Eagle Algorithm. International Journal of Energy Research, 2025(1), p.5413946.
[33] Hamedani, E.A., Khodaparast, P., Hosseini, E., Mahmudy, T. and Yajloo, A.B., 2026. A mini-review of energy hub: Concept, components, classifications, and applications. Energy Reports, 15, p.108886.
[34] Goswami, A., NV, P., P, P. and Saudagar, A.K.J., 2026. Route optimization in urban waste management using locally adjusted discrete cuckoo search: a hybrid metaheuristic approach. Scientific Reports.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-10-21]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 15 - No. 1- Spring 2026