

Optimal mathematical operation of a hybrid microgrid in islanded mode for improving energy efficiency using deep learning and demand side management

Mohsen Aryannezhad¹

¹ Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran.

Abstract

Different energy sources can be used to balance between production and consumption of electrical energy in the microgrid (MG) islanded mode. Providing of energy at any power level with different energy producing elements has a different cost than other cases. So, an economic method for supplying of load energy which is based on the minimization of the cost function of power suppliers is required. So, the economic combination of MG power suppliers can be found to provide the required power of the MG load demand. For this purpose, a mathematical model that includes the objective function and the constraints of various components of the MG is required.

The MG load demand has a random nature and cannot be easily predicted. Deep learning method can be used to predict the future value of load demand. So, the long short-term memory (LSTM) regression method has been used to predict the amount of MG load in the future. The LSTM receives input data in the form of time series. Then it uses them to update the network output to predict the amount of load in the future. The LSTM block consists of an input gate, a forget gate, an output gate, and a blocking gate. These four gates in the LSTM structure manage the input and output flow of information. To ensure economic performance of the MG, a new model based on the forward-backward load shifting and unnecessary load shedding is also presented. By moving some parts of the load from the peak consumption hours to the lower consumption hours, the maximum load value and energy cost can be reduced. For this purpose, the flexible DR mechanism is used to move the load in the forward or backward directions. So, the DR mechanism causes the load be transferred from the peak consumption section to the middle load or low load areas. This load shifting reduces the cost of energy production. So, load demand will be modeled as a variable parameter in the planning. As well, to increase energy efficiency, excess renewable energy has been used to produce green hydrogen. For this purpose, GAMS optimization software has been used for optimal operation of the MG in the presence of renewable energy sources, battery, diesel generator, aqua electrolyzer, and fuel cell considering demand side management (DSM) restrictions. The obtained results from the proposed model of the considered MG show that the huge amount of excess electricity can be saved to enhance energy efficiency. This issue increases green hydrogen production that can be used for fuel cell consumption. As well, the proposed model provides lower cost of operation cost. In addition, the diesel generator consumes lower diesel fuel.

Keywords: Deep learning, Demand side management, Neural network, Optimal operation, Renewable energy.

Submit date: 2023/01/20

Accepted date: 2023/06/21

Corresponding author name: Mohsen Aryannezhad

Corresponding author's Address: Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran.

بهره‌برداری بهینه ریزشبه هیبریدی برای افزایش بهره‌وری انرژی الکتریکی در حالت جزیره‌ای با به کارگیری شبکه‌های عصبی با یادگیری عمیق و مدیریت تقاضا

نوع مطالعه: پژوهشی

محسن آریان نژاد^۱، استادیار

۱- گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه فنی و حرفه ای، تهران، ایران.

– mohsen.aryannezhad@gmail.com

چکیده: در این مقاله از شبکه‌های عصبی با یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بار یک ریزشبه در حالت جزیره‌ای استفاده شده است. سپس، با استفاده از نتایج به دست آمده یک مدل جدید ریاضی بر اساس جابجایی بار به صورت پیشرو-پسرو، و خاموشی بار غیرضروری در ساعت‌های اوج مصرف برای مدیریت طرف تقاضا به منظور بهبود عملکرد اقتصادی ریزشبه ارائه شده است. همچنین جهت افزایش راندمان انرژی، از توان تجدیدپذیر مازاد تولیدی برای تولید هیدروژن سبز استفاده گردیده است. به همین منظور، از نرم‌افزار بهینه‌سازی GAMS برای بهره‌برداری بهینه برای یک روز در حضور عناصر تجدیدپذیر انرژی، باتری، دیزل ژنراتور، دستگاه الکترولیزکننده آب، و پیل سوختی به همراه قیود مدیریت سمت تقاضا استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که شبکه‌های عصبی با یادگیری عمیق قادر می‌باشند رفتار پیچیده، تصادفی، و غیرخطی بار را با دقت بالایی پیش‌بینی کنند. همچنین، مدل ریاضی ارائه شده برای بهینه‌سازی و جابجایی بار ریزشبه مورد نظر نقش کلیدی در صرفه‌جویی انرژی الکتریکی، کاهش هزینه عملکرد، افزایش تولید هیدروژن سبز، و افزایش راندمان انرژی دارد.

واژه‌های کلیدی: انرژی تجدیدپذیر، بهره‌برداری بهینه، شبکه‌های عصبی، یادگیری عمیق، مدیریت تقاضا.

تاریخ ارسال مقاله : ۱۴۰۱/۱۰/۳۰

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۴۰۲/۰۳/۳۱

نام نویسنده‌ی مسئول : محسن آریان نژاد

نشانی نویسنده‌ی مسئول : گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه فنی و حرفه ای، تهران، ایران.

۱- مقدمه

مصرف بی‌اندازه سوخت‌های فسیلی سبب تغییرات اقلیمی، افزایش گرمایش کره زمین، و رشد چشمگیر آلاینده‌ها شده است (Jiang, Gao, & Dougal Sr, 2007; Vandoorn, Renders, Degroote, Meersman, & Vandevelde, 2011). بنابراین، سازمان ملل و سایر کشورهای عضو برای کاهش تبعات منفی این نوع سوخت‌ها به وضع قوانین بین‌المللی و روی آورده‌اند. مطابق تحقیقات انجام‌شده توسط BEC در کشور بریتانیا بر روی سوخت‌های فسیلی مختلف نشان می‌دهد که هر لیتر سوخت دیزل مقدار 2614 (gr) آلاینده‌گی گاز CO_2 و هر لیتر بنزین نیز 2328 (gr) گاز CO_2 تولید می‌شود. این حجم عظیم آلودگی‌های تولیدی توسط سوخت‌های فسیلی منجر به تبعات جانی و زیست‌محیطی فراوانی شده است (Fathi & Bevrani, 2013; Hamajima et al., 2012; Tan, Li, & Wang, 2013). علاوه بر این، رشد زیاد قیمت و محدود بودن سوخت‌های فسیلی و عوامل دیگری مانند توسعه فن‌آوری‌های منابع تجدیدپذیر، هزینه‌های زیاد در زمینه ساخت، تعمیر و نگهداری نیروگاه‌های بزرگ و طراحی و توسعه شبکه‌های توزیع نیرو باعث شده تا منابع تجدیدپذیر و تولید پراکنده به‌عنوان یک راه‌حل اساسی برای مشکلات یادشده موردتوجه قرار گیرد (Obara, 2007; Şerban & Marinescu, 2011). با توجه به مشکلات یادشده و رایگان بودن انرژی‌های تجدیدپذیر، استفاده از فن‌آوری‌های تجدیدپذیر تولید انرژی برای تولید توان گسترش زیادی یافته است (Nasri, Slama, Yahyaoui, Zafar, & Cherif, 2017). به همین علت، سرمایه‌گذاری بر روی انرژی‌های تجدیدپذیر رشد بسیار چشمگیری پیدا کرده است.

GAMS یک نرم‌افزار بهینه‌سازی قدرتمند برای تجزیه و تحلیل و مدل‌سازی مسائل بزرگ و پیچیده خطی و غیرخطی است. این نرم‌افزار به‌صورت گسترده‌ای برای تجزیه و تحلیل و بهینه‌سازی مسائل مختلف سیستم‌های قدرت کاربرد دارد. مؤلفه‌های مختلف نرم‌افزار GAMS مانند مجموعه‌ها، داده‌های ورودی، متغیرها، معادلات، قیدها، تابع هدف، حل‌کننده‌های مختلف آن مانند برنامه‌ریزی خطی LP، برنامه‌ریزی غیرخطی (NLP)، برنامه‌ریزی باینری ترکیبی خطی (MILP)، برنامه‌ریزی باینری غیرخطی (MINLP)، و خروجی‌ها برای مدل‌سازی و تجزیه و تحلیل سیستم‌ها استفاده می‌گردند.

در (X. Zhang, Huang, & Shen, 2022) برای کمینه کردن هزینه عملکرد یک ریزشبه از روش بهینه‌سازی ترکیبی و شارژ و دشارژ ذخیره‌ساز انرژی استفاده شده است. نتایج خروجی به‌دست‌آمده برای ریزشبه نشانگر اقتصادی بودن روش بهینه‌سازی ترکیبی هست. در

(Vu, Muttaqi, & Sutanto, 2020) به‌منظور کاهش هزینه انرژی الکتریکی مصرفی، یک روش بهینه‌سازی مدیریت توان برای ریزشبه‌های بزرگ و صنعتی تشکیل‌شده از باتری، سلول خورشیدی، و توربین بادی ارائه شده است. در این روش بهینه‌سازی، میزان شارژ و دشارژ باتری بر مبنای ظرفیت آن و تحت نایقینی منابع تجدیدپذیر می‌باشد. در (Lee, Nguyen, Yoo, & Kim, 2022) از روش غیرمتمرکز برای کنترل فرکانس و ولتاژ و از روش متمرکز برای مدیریت انرژی باتری استفاده شده است. استفاده از روش‌های متمرکز و غیرمتمرکز ارائه شده قادر به کاهش هزینه‌ها تحت نایقینی بار می‌باشند.

در (Guan, Xu, & Jia, 2010) از روش بهینه‌سازی تصادفی برای یک ریزشبه استفاده گردیده است. این مسئله بهینه‌سازی تحت سناریوهای مختلف با در نظر گرفتن پاسخ به بار حل شده است. در مرجع (Ali, Muyeen, Bizhani, & Ghosh, 2020) از روش ارزیابی چند معیاری برای کاهش میزان گاز دی‌اکسید کربن و پیک زدایی بار استفاده شده است. در این روش هدف کمینه کردن هزینه ریزشبه و کاهش میزان گاز دی‌اکسید کربن است. در مراجع (Fan, Xiao, & Zhao, 2017; Wen, Zhou, & Yang, 2020) از روش یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بار استفاده شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که این روش قادر است رفتار بار مصرفی را در آینده با دقت بالایی پیش‌بینی نماید. اگرچه در مراجع بررسی شده و سایر مقالات مورد استفاده، از روش یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بار، و همچنین بهره‌برداری بهینه و مدیریت تقاضا در ریزشبه‌ها مورد مطالعه قرار گرفته است. اما چالش‌های زیر برای بهره‌برداری بهینه از ریزشبه تحت مطالعه قرار نگرفته است:

- مسئله بهره‌برداری بهینه با مدنظر قرار دادن مدیریت تقاضا مبتنی بر مدل ارائه شده در این مقاله با استفاده از پیش‌بینی بار بروش یادگیری عمیق و در نظر گرفتن انرژی مازاد تجدیدپذیر انجام نشده است.
- اثر جابجایی بار و استفاده از انرژی مازاد تجدیدپذیر، که باتری و بار قادر به جذب آن نمی‌باشند، بر روی افزایش راندمان کلی انرژی و کاهش هزینه عملکرد نیز به‌طور یکجا در ریزشبه منفصل از شبکه اصلی مدنظر قرار نگرفته است. به‌منظور هموارسازی این خلأ، ابتدا پیش‌بینی بار بروش یادگیری عمیق برای یک ریزشبه مورد تحلیل و شبیه‌سازی قرار می‌گیرد. سپس بر اساس نتایج پیش‌بینی، بهره‌برداری بهینه با استفاده از نرم‌افزار GAMS طی ۲۴ ساعت با در نظر گرفتن مدیریت تقاضا به‌صورت انعطاف‌پذیر و استفاده از انرژی مازاد تجدیدپذیر برای تولید هیدروژن سبز پرداخته شده است. هدف از این بهینه‌سازی حداقل نمودن هزینه‌های تحمیل شده و همچنین جذب حداکثری انرژی مازاد

روزانه و در هر ساعت از روز، ریزش شبکه موردنظر را به صورت شکل ۱ در نرم افزار Homer مدل می کنیم. با مدل سازی کامل این ریزش شبکه در نرم افزار Homer، پس از انجام عملیات بهینه سازی مقادیر پیشنهادی بهینه هر یک از اجزای ریزش شبکه به صورت جدول ۱ به دست می آید. با توجه به اینکه نرم افزار برای به دست آوردن قدرت خروجی توربین بادی و سلول های خورشیدی نیاز به اطلاعات آب و هوایی و مشخصات جغرافیایی دارد از اطلاعات هواشناسی NASA برای شهر کرج استفاده شده است. در این مرحله، هدف از شبیه سازی به دست آوردن اطلاعات اولیه مورد نیاز نرم افزار GAMS نظیر قدرت خروجی توربین بادی و سلول خورشیدی در هر ساعت است.

تجدیدپذیر و افزایش درآمد ناشی از تولید هیدروژن سبز خواهد بود. در این مدل معادلات شارژ و دشارژ باتری، قیود مربوط به پیل سوختی، دستگاه الکترولیز کننده، دیزل ژنراتور، و کانورتر مورد استفاده قرار گرفته است. نهایتاً، برنامه بهینه سازی به انجام عملیات ریاضی جهت کمینه کردن هزینه های یک ریزش شبکه در ۲۴ ساعت می پردازد و در خروجی توان بهینه تولیدی پیل سوختی، دیزل ژنراتور، شارژ و دشارژ باتری را در هر ساعت به دست می آورد.

۲- شبیه سازی ریزش شبکه هیبریدی

جهت به دست آوردن اطلاعات اولیه برای بهره برداری بهینه نظیر میزان قدرت خروجی توربین بادی و سلول های خورشیدی به صورت

جدول ۱- مقادیر بهینه اجزای ریزش شبکه مورد استفاده به دست آمده با نرم افزار Homer

توربین بادی	دیزل ژنراتور	کانورتر	الکترولیز کننده آب	سلول خورشیدی	پیل سوختی	توان کل باتری
۶۰ (kW)	۸۰ (kW)	۲۵ (kW)	۲۰ (kW)	۲۵ (kW)	۶۰ (kW)	۳۳ (kW)

این منظور نیازمند یک روش اقتصادی برای تأمین انرژی بار هستیم که بر اساس کمینه کردن تابع هزینه تأمین کننده های توان ریزش شبکه به دست آمده باشد تا از این طریق یک ترکیب اقتصادی برای تأمین توان مورد نیاز بار ریزش شبکه پیدا کنیم که مبتنی بر حداقل سازی هزینه تأمین انرژی به دست آمده باشد (K. R. C. C. R. Zhang, 2018). به منظور انجام مطالعات اقتصادی جهت کمینه کردن هزینه تأمین انرژی مورد نیاز بار در ریزش شبکه نیازمند یک مدل ریاضی برای آن هستیم که شامل تابع هدف و قیود اجزای مختلف آن باشد.

۳-۱- تابع هدف

به منظور کمینه کردن هزینه تأمین انرژی بار نیازمند یک تابع هدف هستیم که شامل هزینه های مورد نیاز برای تأمین انرژی بار است (Dongfeng Yang, 2020). معادله تابع هدف به صورت رابطه (۱) هست و هدف از آن بهره برداری بهینه از یک ریزش شبکه در ۲۴ ساعت است (Xiaohong Guan, 2010).

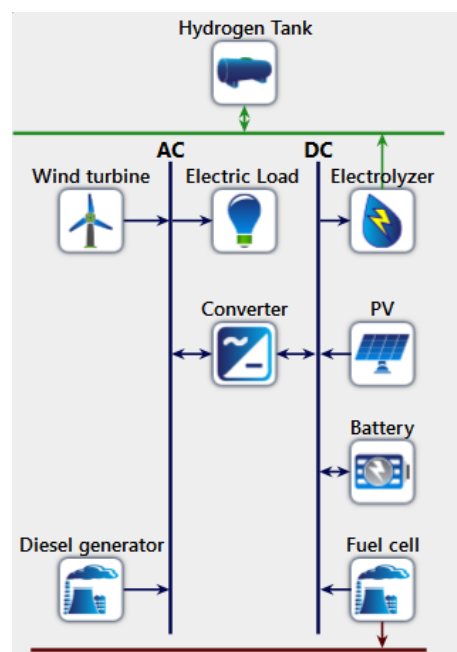
$$\min J = \min COE_{total}^p (COE_{DG}, COE_{FC}, T) \quad (1)$$

$$= \min \sum_{t=1}^{24} (COE_{DG}(t) + COE_{FC}(t))$$

هدف از رابطه (۱) مینیمم کردن هزینه عملکرد با در نظر گرفتن قیود مربوطه به آن است (Liaqat Ali, 2020).

۳-۲- قیود دیزل ژنراتور

معمولاً ۳ محدودیت برای دیزل ژنراتور در نظر می گیرند که دو مورد آن ها شامل محدودیت در افزایش و یا کاهش تولید توان دیزل ژنراتور در هر ساعت هست و دیگری حداکثر قدرت خروجی دیزل ژنراتور هست. می توان آن ها را به صورت زیر بیان کرد.



شکل ۱- مدل تک خطی ریزش شبکه موردنظر

۳- مدل سازی ریاضی ریزش شبکه در حالت جزیره ای جهت بهره برداری بهینه

با توجه به اینکه هزینه تولید انرژی توسط دیزل ژنراتور و پیل سوختی تابع هزینه سوخت مصرفی آن ها هست، و این واقعیت که ذخیره انرژی در ذخیره کننده ها محدود است بنابراین تأمین انرژی در هر سطح توان و ترکیبی دلخواه از عناصر مختلف تولید کننده انرژی دارای هزینه ای متفاوت از سایر موارد خواهد بود (Kim, 2019). به

انتقال بار از بخش اوج مصرف به ناحیه میان باری یا کم باری می‌شود. این جابجایی بار باعث کاهش هزینه تولید انرژی می‌گردد. بنابراین تقاضای بار به‌صورت یک پارامتر متغیر در برنامه‌ریزی مدل خواهد شد. با توجه به نوع مصرف‌کننده‌ها، می‌توان آن‌ها را به دو گروه مصرف‌کننده‌های ضروری و غیرضروری طبقه‌بندی کرد. در این حالت معادله ریاضی بار بر اساس مدل ارائه‌شده به‌صورت روابط زیر می‌باشد:

$$DSM_p(t) = D_{ref}(t) - D_{fw}^p(t) \quad (13)$$

$$-D_{bw}^p(t) - D_{ps}^p(t)$$

$$\sum_{t=1}^{24} D_{fw}^p(t) = \sum_{t=1}^{24} D_{bw}^p(t) \quad (14)$$

$$0 \leq \begin{bmatrix} D_{fw}^p(t) \\ D_{bw}^p(t) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} X_{fw} & X_{bw} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{fw} \\ \beta_{bw} \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$X_{fw} + X_{bw} = 1 \quad (16)$$

۳-۷ - معادله توازن توان

در هر سیستم قدرت باید تولید و مصرف باهم همواره در تعادل باشند. بنابراین این قاعده را به‌صورت قید تعریف می‌کنیم که بیانگر مجموع توان‌های ورودی به باس AC برابر با مجموع توان خروجی آن است.

$$P_{wt}(t) + P_{DG}(t) + P_{pv}(t)\eta_{DC/AC} + P_{batt}^{dis}(t)\eta_{DC/AC} + P_{FC}(t)\eta_{DC/AC} = P_{batt}^{ch}(t)\eta_{DC/AC} + P_{ee}(t) + DSM_p(t). \quad (17)$$

بنابراین با توجه به قیدهایی مربوط به تولید هیدروژن سبز و DR، تابع هزینه که در رابطه (۱) تعریف‌شده به‌صورت زیر تغییر می‌کند:

$$\min \sum_{t=1}^{24} \left(COE_{DG}(t) + COE_{FC}(t) - GH_{Ely}(t) + pr_{ps} \times D_{ps}^p(t) + pr_{DR} \times (D_{do}^p(t) + D_{up}^p(t)) \right) \quad (18)$$

۳-۸ - یادگیری عمیق

برای پیش‌بینی مقدار بار ریزشبه در آینده از روش رگرسیون LSTM² استفاده شده است. LSTM داده‌های ورودی را در قالب یک سری زمانی دریافت می‌کند. سپس از آن‌ها برای بروز کردن خروجی شبکه استفاده می‌کند و از این روش برای پیش‌بینی مقدار بار در آینده استفاده می‌نماید. بلوک LSTM شامل ورودی گیت، گیت فراموشی، گیت خروجی، و گیت مسدودکننده است. این چهار گیت در ساختار LSTM جریان ورودی و خروجی اطلاعات را مدیریت می‌کنند. علاقه‌مندان می‌توانند برای مطالعه روابط و جزئیات بیشتر درباره ساختار LSTM به مرجع (Greff, Srivastava, Koutník, Steunebrink, & Schmidhuber, 2016) مراجعه کنند.

$$0 \leq P_{DG}(t+1) - P_{DG}(t) \leq rr \quad (2)$$

$$0 \leq P_{DG}(t) - P_{DG}(t+1) \leq rr \quad (3)$$

$$0 \leq P_{DG}(t) \leq P_{DG,max} \quad (4)$$

۳-۳ - قیود باتری

باتری به‌عنوان ذخیره‌ساز انرژی هم قادر به ذخیره انرژی و هم قادر به تأمین توان است اما در هر لحظه یا می‌تواند شارژ و یا دشارژ گردد بنابراین در معادله‌های (۵-۶) X_{charge} و $X_{dcharge}$ به‌صورت باینری تعریف می‌شود یعنی یا ۰ یا ۱ می‌باشند (Mansour Alramlawi, 2020).

$$0 \leq P_{charge}(t) \leq X_{charge} \times P_{charge,max} \quad (5)$$

$$0 \leq P_{dcharge}(t) \leq X_{dcharge} \times P_{dcharge,max} \quad (6)$$

$$X_{charge} + X_{dcharge} \leq 1 \quad (7)$$

۳-۴ - قید پیل سوختی

هزینه تولید انرژی توسط پیل سوختی بستگی به قیمت هر کیلوگرم هیدروژن و توان تولیدی آن در هر ساعت دارد بنابراین قیود مربوط به پیل سوختی به‌صورت زیر نوشته می‌شود (Duc, Goshome, Endo, & Maeda, 2019).

$$COE_{FC} = \sum_{t=1}^{24} C_{FC} P_{FC}(t) \quad (8)$$

$$0 \leq P_{FC}(t) \leq \overline{P_{FC}} \quad (9)$$

۳-۵ - قید دستگاه الکترولیزکننده آب

یک دستگاه الکترولیزکننده ۲۰ کیلووات از نوع PEM-ELY که شامل ۳۰ سلول به‌صورت سری با راندمان ۸۶/۵٪ است در این بخش مورد استفاده قرار می‌گیرد (Duc et al., 2019). قیدهایی مربوط به دستگاه الکترولیزکننده مطابق زیر می‌باشد.

$$0 \leq P_{Ely}(t) \leq \overline{P_{Ely}} \quad (10)$$

$$P_{Ely}(t) = \eta_{Ely} \times P_{ee}(t) \quad (11)$$

$$GH_{Ely}(t) = k \times P_{Ely}(t) \quad (12)$$

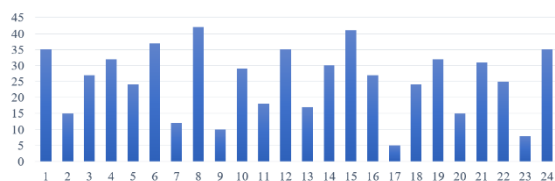
حدود ۵۰ کیلووات ساعت الکتریسیته مازاد نیاز است تا ۱ کیلوگرم هیدروژن تولید شود. $P_{Ely}(t)$ توان خروجی دستگاه است که صرف تولید هیدروژن سبز می‌گردد.

۳-۶ - مدل‌سازی بار بصورت پیشرو-پسرو

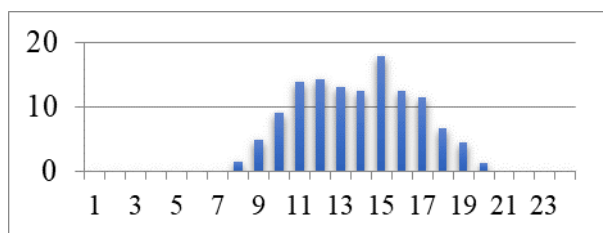
با جابجایی بخشی از بار از ساعات پیک مصرف به ساعاتی مصرف پایین‌تر می‌توان هزینه‌های تأمین بار ریزشبه را کاهش داد. به این منظور، مکانیسم DR¹ مورد استفاده برای جابجایی بار به سمت جلو یا عقب در شکل ۲ قسمت A نشان داده شده است. قید DR سبب

² Long Short-Term Memory

¹ Demand Response



شکل ۴- قدرت خروجی توربین بادی بر حسب کیلووات طی ۲۴ ساعت روز

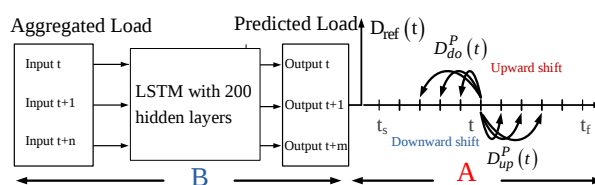


شکل ۵- قدرت خروجی سلول خورشیدی بر حسب کیلووات طی ۲۴ ساعت روز

پروفایل بار ریزشکه در هر ساعت با/بدون جابجایی و حذف بار غیرضروری مطابق با ۲۴ ساعت آخر شکل ۳ می‌باشد که در شکل ۶ نشان داده شده است. همان گونه که در شکل ۶ نشان مشخص است، منحنی Load بیانگر بار نامی ریزشکه بدون هرگونه جابجایی و حذف بار می‌باشد. در این حالت با توجه به تابع هدف و قیدهای تعریف شده هزینه عملکرد ریزشکه با/بدون دستگاه الکترولیزکننده به ترتیب ۵۳/۹ و ۸۱/۶ دلار است. در وضعیت بدون دستگاه الکترولیزکننده حدود ۱۴۴/۲ کیلووات ساعت انرژی الکتریکی مازاد وجود دارد که به دلیل تولید زیاد انرژی تجدیدپذیر و مصرف در ساعات کم باری و عدم ظرفیت کافی باطری به صورت مفید مصرف نمی‌شود و جزء دورریز انرژی تجدیدپذیر است. در این حالت راندمان انرژی ۸۵/۲٪ است. با به کارگیری دستگاه الکترولیزکننده ۲۰ کیلوواتی بخش بزرگی از این انرژی مازاد جذب می‌شود و راندمان انرژی به ۹۶/۵٪ افزایش می‌یابد. برنامه DR تأثیر چشمگیری روی انعطاف بار مصرفی دارد. مطابق مکانیسم موردنظر در شکل ۲ بخش A، با تعریف بار به صورت پارامتر متغیر در برنامه و در نظر گرفتن ۱۰ کیلووات ساعت به عنوان بار قابل جابجایی در ساعات پیک، پروفایل جدید بار به صورت DR1 در شکل ۶ به دست می‌آید. در این حالت به خاطر محدودیت ۳ ساعته برای جابجایی پیک بار به سمت جلو یا عقب، غالباً بار از بخش پیک مصرف به بخش میانباری منتقل شده است. در این وضعیت همان گونه که در جدول ۲ نشان داده شده است، حدود ۱۱۸/۴ کیلووات ساعت انرژی الکتریکی مازاد وجود دارد و راندمان انرژی بدون الکترولیزکننده ۸۶/۱٪ و هزینه عملکرد ریزشکه ۵۵/۵ دلار است.

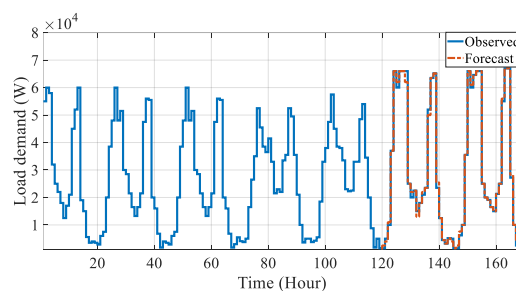
۴- شبیه سازی و نتایج به دست آمده

بار ریزشکه دارای رفتار غیرخطی و پیچیده است. بنابراین، بار بصورت یک سری زمانی به عنوان اطلاعات ورودی به مدل موردنظر که در شکل ۲ قسمت B نشان داده شده است می‌شود. شکل ۳ بار فرضی تجمیعی ریزشکه را برای ۷ روز نشان می‌دهد. همان گونه که دیده می‌شود این بار تجمیعی به عنوان اطلاعات ورودی به مدل موردنظر در قالب یک سری زمانی داده شده است. حل کننده الگوریتم یادگیری عمیق انتخابی از نوع Adam^۱ می‌باشد مقدار نرخ یادگیری ۰/۰۰۵ ماکزیمم مقدار تکرار ۲۱۰ و آستانه گرادین ۱ در نظر گرفته شده است. مقدار ۷۰٪ اطلاعات سری زمانی به عنوان داده یادگیری و ۳۰٪ آن برای آزمون و اعتبارسنجی استفاده شده است.



شکل ۲- مدل پیش بینی بار و پاسخ به بار ریزشکه

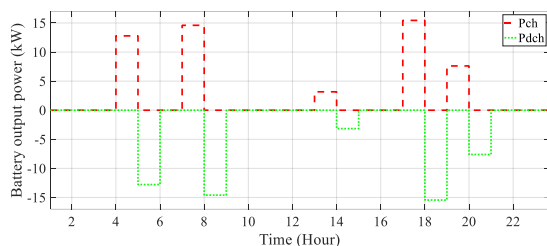
تعداد لایه های مخفی ۲۰۰ لایه مدنظر قرار گرفته است. بر اساس اطلاعات سری زمانی که در ورودی داده شده و ساختار در نظر گرفته شده برای مدل LSTM، خروجی پیش بینی شده مطابق شکل ۳ بخش forecast است. همان گونه که از شکل ۳ مشاهده می‌شود مقدار پیش بینی شده بار در بازه زمانی مدنظر دارای دقت بالایی بوده و اختلاف ناچیزی با مقدار مبنا دارد.



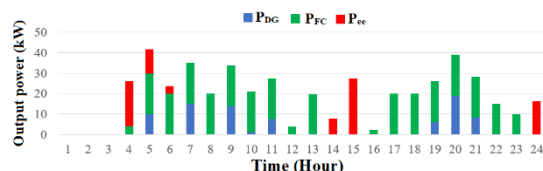
شکل ۳- بار تجمیعی موردنظر ریزشکه

با توجه به اطلاعات ورودی داده شده در بخش ۲ به نرم افزار Homer تولید توربین بادی و پنل خورشیدی برای هر ساعت برای اول مرداد سال ۱۴۰۱ در مکان انتخاب شده مطابق شکل های ۴ و ۵ به دست می‌آید.

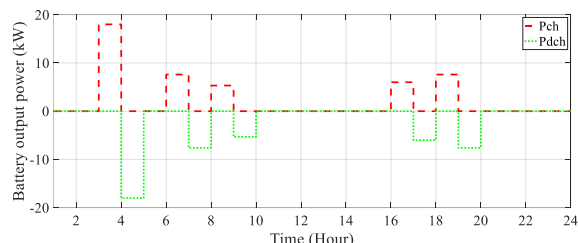
¹ Adaptive Moment Estimation



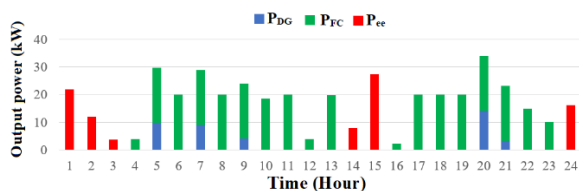
شکل ۸- نحوه شارژ و دشارژ باتری در حالت Load



شکل ۹- مشارکت واحدهای مختلف تولیدکننده انرژی در حالت DR1

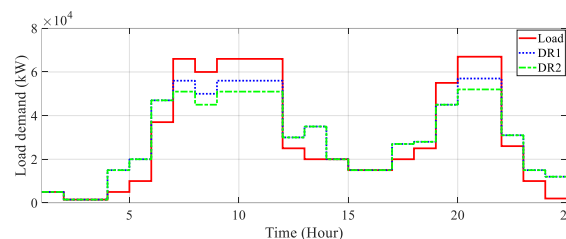


شکل ۱۰- نحوه شارژ و دشارژ باتری در حالت DR1



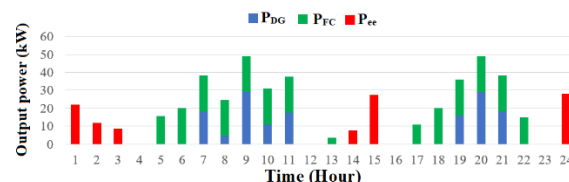
شکل ۱۱- مشارکت واحدهای مختلف تولیدکننده انرژی در حالت DR2

شکل ۱۳ مقدار هیدروژن سبز تولیدی در سه وضعیت Load، DR1، و DR2 را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه ریزشبه در حالت Load انرژی مازاد بیشتری دارد بنابراین در این حالت مقدار هیدروژن تولیدی نیز نسبت به دو حالت دیگر بیشتر است.



شکل ۶- پروفایل بار ریزشبه با در نظر گرفتن جابجایی بار و بار زدایی

با استفاده از دستگاه الکترولیزکننده بخش زیادی از این انرژی مازاد جذب می‌شود و راندمان انرژی به ۹۷/۴٪ افزایش می‌یابد. در این حالت هزینه عملکرد ریزشبه ۳۱/۷ دلار می‌شود. با در نظر گرفتن ۵ کیلووات بار قابل حذف در ساعات پیک مصرف و همچنین جابجایی بار در ساعات‌های پیک مصرف بر اساس شکل ۲، منحنی جدید بار مطابق در شکل ۶ به دست می‌آید. در این حالت راندمان انرژی بدون DR2 الکترولیزکننده ۸۵/۹٪ می‌باشد. با استفاده از دستگاه الکترولیزکننده مقدار راندمان به ۹۷/۳٪ افزایش می‌یابد. در این حالت هزینه عملکرد ریزشبه بدون دستگاه الکترولیزکننده ۴۳/۹ و با دستگاه الکترولیزکننده ۲۰/۵ دلار است. برای پروفایل‌های سه‌گانه بار که در شکل ۶ نشان داده‌شده‌اند مشارکت واحدهای مختلف تأمین‌کننده انرژی ریزشبه به‌صورت شکل‌های ۷-۱۱ می‌باشند. همان‌گونه که در شکل‌های ۱۰-۱۲-۸ نشان داده‌شده است همان‌گونه که در شکل ۷ نشان داده‌شده است، در وضعیت Load با توجه به عدم جابجایی و حذف بار، دیزل ژنراتور سهم زیادی در تأمین توان دارد. همان‌گونه که در شکل‌های ۱۱ و ۹ نشان داده‌شده است، به خاطر بار زدایی و جابجایی بارهای غیرضروری، مشارکت دیزل ژنراتور در تأمین توان ریزشبه در وضعیت DR2 کمتر از حالت DR1 است. همان‌گونه که از جدول ۲ پیداست اجرای بار زدایی و جابجایی بارهای غیرضروری، باعث کاهش چشمگیر هزینه‌های ریزشبه می‌گردد.



شکل ۷- مشارکت واحدهای مختلف تولیدکننده انرژی در حالت Load

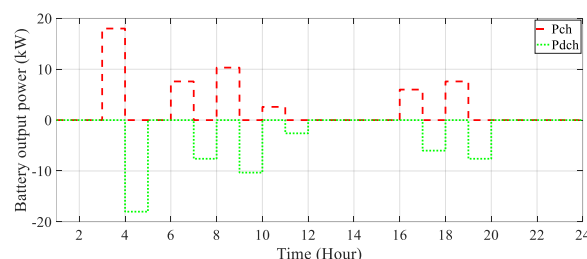
جدول ۲- هزینه عملکرد و راندمان ریزشبهه با/بدون الکترولیزکننده در بارهای مختلف

وضعیت بار	توان کل (kWh)	الکتریسیته مازاد (kWh)	راندمان انرژی (%)		هزینه عملکرد (\$)	
			با الکترولیزکننده	بدون الکترولیزکننده	با الکترولیزکننده	بدون الکترولیزکننده
Load	۹۸۹	۱۴۴/۲	۹۶/۵	۸۵/۲	۵۳/۹	۸۱/۶
DR1	۹۶۴/۲	۱۱۸/۴	۹۷/۴	۸۶/۱	۳۱/۷	۵۵/۵
DR2	۹۲۸/۲	۱۱۸/۴	۹۷/۳	۸۵/۹	۲۰/۵	۴۳/۹

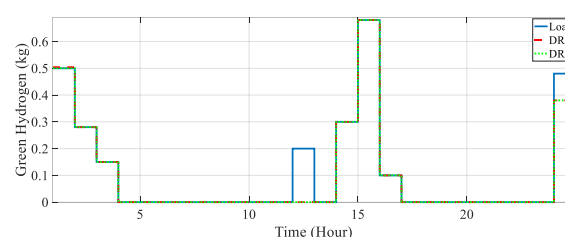
نسبت به حالت Load دارد. راندمان انرژی نیز برای حالت Load، در حالت با دستگاه الکترولیزکننده حدود ۱۱/۳٪ نسبت به حالت بدون دستگاه الکترولیزکننده افزایش می‌یابد. راندمان انرژی نیز برای حالت جابجایی و بار زدایی هم‌زمان، با استفاده از دستگاه الکترولیزکننده حدود ۱۱/۴٪ نسبت به حالت بدون دستگاه الکترولیزکننده افزایش می‌یابد.

فهرست علائم

COE_{total}^p	هزینه انرژی کل (\$)
$COE_{DG}(t)$	قیمت انرژی تولیدی توسط دیزل ژنراتور (\$/kWh)
$COE_{FC}(t)$	قیمت انرژی تولیدی توسط پیل سوختی (\$/kWh)
C_{FC}	قیمت هیدروژن (\$/kg)
$D_{ref}(t)$	بار ریزشبهه بدون قید DSM برحسب (kWh)
$DSM_p(t)$	بار ریزشبهه با قید DSM برحسب (kWh)
$D_{fw}^p(t)$	مقدار بار جابجا شده به سمت جلو (kWh)
$D_{bw}^p(t)$	مقدار بار جابجا شده به سمت عقب (kWh)
$D_{ps}^p(t)$	مقدار بار حذف شده (kWh)
$F(t)$	مقدار مصرف سوخت دیزل ژنراتور (Litter)
$GH_{Ely}(t)$	قیمت هیدروژن تولیدی برحسب (\$/kg)
J	تابع هدف (\$)
k	مقدار (kWh/kg)
OC	هزینه عملکرد (\$)
P_{DG}	توان تولیدی دیزل ژنراتور (kWh)
$P_{ee}(t)$	مقدار الکتریسیته مازاد برحسب (kWh)
$P_{Ely}(t)$	توان جذب شده توسط الکترولیز کننده آب (kWh)
$\bar{P}_{Ely}$	توان نامی الکترولیز کننده آب (kWh)
$P_{RH}(t)$	توان تلف شده توسط مقاومت اهمی (kWh)
P_{RF}	قیمت هر لیتر سوخت (\$)
$P_{FC}(t)$	توان تولیدی پیل سوختی (kWh)
$\bar{P}_{FC}$	توان نامی پیل سوختی (kWh)
$P_{PV}(t)$	توان تولیدی سلول خورشیدی (kWh)
$P_{WT}(t)$	توان تولیدی توربین بادی (kWh)



شکل ۱۲- نحوه شارژ و دشارژ باطری در حالت DR2



شکل ۱۳- مقدار هیدروژن سبز تولیدشده در سه وضعیت Load، DR1 و DR2

۵- نتیجه‌گیری

با انجام بهره‌برداری بهینه مبتنی بر پیش‌بینی بار با یادگیری عمیق و در کنار مدیریت روشمند بار مصرفی، نه تنها استفاده دقیق و مناسب از انرژی تولیدکننده‌های مختلف برای مصارف آن صورت می‌گیرد بلکه با صرفه‌جویی در هزینه‌های حملی بر ریزشبهه از مصرف غیر برنامه‌ریزی شده آن جلوگیری کرده و می‌توان از توان مازاد تجدیدپذیر تولیدی نیز هیدروژن سبز تولید کرد. به این منظور با مدیریت بار مصرفی می‌توان هزینه تأمین توان ریزشبهه را کاهش داد و بخشی از بار را به صورت انعطاف‌پذیری به سمت جلو یا عقب جابجا نمود. در ساعات پیک مصرف نیز می‌توان در کنار جابجایی بار، برنامه بار زدایی را نیز اجرا نمود. مطابق نتایج به دست آمده برای ریزشبهه مشخص، برای حالت Load هزینه عملکرد حدود ۲۷/۷ دلار در حالت با دستگاه الکترولیزکننده نسبت به حالت بدون دستگاه الکترولیزکننده کاهش می‌یابد. برای حالت DR2، هزینه عملکرد حدود ۲۳/۴ دلار در حالت با دستگاه الکترولیزکننده نسبت به حالت بدون دستگاه الکترولیزکننده کاهش می‌یابد. علاوه بر این، هزینه عملکرد ریزشبهه در هر دو حالت با/بدون دستگاه الکترولیزکننده در وضعیت DR2 کاهش چشمگیری

Jiang, Zhenhua, Gao, Lijun, & Dougal Sr, Roger A. (2007). Adaptive control strategy for active power sharing in hybrid fuel cell/battery power sources. *Energy conversion, IEEE transactions on*, 22(2), 507-515.

Kim, Akhtar Hussain; Van-Hai Bui; Hak-Man. (2019). Resilience-Oriented Optimal Operation of Networked Hybrid Microgrids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(1).

Lee, Woon-Gyu, Nguyen, Thai-Thanh, Yoo, Hyeon-Jun, & Kim, Hak-Man. (2022). Consensus-Based Hybrid Multiagent Cooperative Control Strategy of Microgrids Considering Load Uncertainty. *IEEE Access*, 10, 88798-88811.

Liaqat Ali, S.M. Mueen, Hamed Bizhani, Arindam Ghosh,. (2020). Optimal planning of clustered microgrid using a technique of cooperative game theory,. *Electric Power Systems Research*, 183.

Mansour Alramlawi, Pu Li. (2020). Design Optimization of a Residential PV-Battery Microgrid With a Detailed Battery Lifetime Estimation Model. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 46.

Nasri, Sihem, Slama, Sami Ben, Yahyaoui, Imene, Zafar, Bassam, & Cherif, Adnane. (2017). Autonomous hybrid system and coordinated intelligent management approach in power system operation and control using hydrogen storage. *International Journal of Hydrogen Energy*.

Obara, Shin'ya. (2007). Analysis of a fuel cell micro-grid with a small-scale wind turbine generator. *International journal of Hydrogen energy*, 32(3), 323-336.

Şerban, I, & Marinescu, C. (2011). Aggregate load-frequency control of a wind-hydro autonomous microgrid. *Renewable Energy*, 36(12), 3345-3354.

Tan, Xingguo, Li, Qingmin, & Wang, Hui. (2013). Advances and trends of energy storage technology in microgrid. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 44(1), 179-191.

Vandoom, Tine L, Renders, Bert, Degroote, Lieven, Meersman, Bart, & Vandevelde, Lieven. (2011). Active load control in islanded microgrids based on the grid voltage. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 2(1), 139-151.

Vu, Dao Hoang, Muttaqi, Kashem M, & Sutanto, Danny. (2020). An integrated energy management approach for the economic operation of industrial microgrids under uncertainty of renewable energy. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 56(2), 1062-1073.

Wen, Lulu, Zhou, Kaile, & Yang, Shanlin. (2020). Load demand forecasting of residential buildings using a deep learning model. *Electric Power Systems Research*, 179, 106073.

Xiaohong Guan, Zhanbo Xu, and Qing-Shan Jia. (2010). Energy-Efficient Buildings Facilitated by Microgrid. *IEEE Transaction on Smart Grid*, 1.

Zhang, Katayoun Rahbar; Chin Choy Chai; Rui. (2018). Energy Cooperation Optimization in Microgrids With Renewable Energy Integration. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(2).

Zhang, Xiaobin, Huang, Chenxi, & Shen, Jia. (2022). Energy Optimal Management of Microgrid with High Photovoltaic Penetration. *IEEE Transactions on Industry Applications*.

$P_{batt}^{dis}(t)$	توان دشارژ باطری (kWh)
$P_{batt}^{ch}(t)$	توان شارژ باطری (kWh)
$P_{Batt}(t)$	توان باطری (kWh)
P_{rps}	هزینه اجرای حذف بار غیرضروری (\$/kWh)
P_{DR}	هزینه اجرای مدیریت بار (\$/kWh)
$\frac{-}{rr}$	مقدار Ramp rate دیزل ژنراتور
t	زمان (hour)
t_s	زمان شروع (hour)
t_f	زمان پایان (hour)
T	دوره زمانی (hour)
$\overline{W}_{batt}$	ماکزیمم مقدار انرژی باطری (kWh)
$X_{charge}(t)$	پارامتر باینری برای شارژ باطری (0 or 1)
$X_{dcharge}(t)$	پارامتر باینری برای دشارژ باطری (0 or 1)
X_{bw}	پارامتر باینری برای جابجایی بار به سمت جلو (0 or 1)
X_{fw}	پارامتر باینری برای جابجایی بار به سمت عقب (0 or 1)
η_{Ely}	راندمان دستگاه الکترولیز کننده آب (%)
$\eta_{DC/AC}$	راندمان اینورتر DC/AC
β_{up}	ماکزیمم مقدار جابجایی بار به سمت جلو (kWh)
β_{do}	ماکزیمم مقدار جابجایی بار به سمت عقب (kWh)

مراجع

Ali, Liaqat, Mueen, SM, Bizhani, Hamed, & Ghosh, Arindam. (2020). Optimal planning of clustered microgrid using a technique of cooperative game theory. *Electric Power Systems Research*, 183, 106262.

Dongfeng Yang, Chao Jiang, Guowei Cai, Deyou Yang, Xiaojun Liu,. (2020). Interval method based optimal planning of multi-energy microgrid with uncertain renewable generation and demand. *Applied Energy*, 277.

Duc, Tuyen Nguyen, Goshome, Kiyotaka, Endo, Naruki, & Maeda, Tetsuhiko. (2019). Optimization strategy for high efficiency 20 kW-class direct coupled photovoltaic-electrolyzer system based on experiment data. *International Journal of Hydrogen Energy*, 44(49), 26741-26752.

Fan, Cheng, Xiao, Fu, & Zhao, Yang. (2017). A short-term building cooling load prediction method using deep learning algorithms. *Applied energy*, 195, 222-233.

Fathi, Madjid, & Bevrani, Hassan. (2013). Adaptive energy consumption scheduling for connected microgrids under demand uncertainty. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 28(3), 1576-1583.

Greff, Klaus, Srivastava, Rupesh K, Koutnik, Jan, Steunebrink, Bas R, & Schmidhuber, Jürgen. (2016). LSTM: A search space odyssey. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 28(10), 2222-2232.

Guan, Xiaohong, Xu, Zhanbo, & Jia, Qing-Shan. (2010). Energy-efficient buildings facilitated by microgrid. *IEEE Transactions on smart grid*, 1(3), 243-252.

Hamajima, T, Tsuda, M, Miyagi, D, Amata, H, Iwasaki, T, Son, K, . . . Takao, T. (2012). Advanced superconducting power conditioning system with SMES for effective use of renewable energy. *Physics Procedia*, 27, 396-399.