

ارائه یک روش جدید مدیریت انرژی مبتنی بر یادگیری کیو جهت حداقل نمودن هزینه بهره برداری سیستم انرژی

سپهر صنایع^۱
استاد

احمد رضا صراف^۲
دکتری

این مقاله به ارائه روش نوینی برای مدیریت انرژی می‌پردازد. روش ارائه شده برای سیستمی متشکل از صفحات خورشیدی، توربین بادی، موتور برق گازسوز و باتری به صورت یک مسئله یادگیری تقویتی تعریف گشت. با بکارگیری الگوریتم یادگیری کیو بهترین عملکرد مدیریتی برای تمام شرایط سیستم، مشخص گردید. از نتایج حاصل شده جهت مدیریت تأمین برق چهار ساختمان مسکونی در جزیره نگین بوشهر استفاده شد. نتایج روش پیشنهادی با مدیریت انرژی از روش تعقیب بار مقایسه گشت که ۲/۴٪ کاهش هزینه بهره برداری سالانه و ۳/۷٪ کاهش تولید دی اکسید کربن را به همراه داشت. این روش در مقایسه با مدیریت انرژی بهینه با الگوریتم ژنتیک، حدود ۲/۵ برابر زمان محاسباتی کمتری صرف نمود.

واژه های راهنما: مدیریت انرژی، یادگیری کیو، سیستم انرژی هیبریدی، توربین بادی، انرژی خورشیدی، موتور برق گازسوز

۱- مقدمه

تأمین انرژی از منابع رایج فسیلی در کنار منابع انرژی‌های تجدیدپذیر، می‌تواند سبب افزایش اطمینان‌پذیری سیستم‌های تولید توان به‌خصوص در شرایط آب‌وهوایی دشوار و همچنین بهبود محدودیت‌های مربوط به منابع تجدیدپذیر گردد [۱] و [۲]. هر زمان که بیش از یک منبع انرژی جهت تأمین بار مشخصی مورد استفاده قرارگیرد، نیاز به یک استراتژی مدیریت انرژی کارآمد مطرح می‌گردد. نقش مدیریت انرژی می‌تواند شامل مواردی همچون اطمینان از تأمین انرژی پیوسته مصرف‌کنندگان، بهره‌مندی حداکثری از منابع تجدیدپذیر و کاهش هزینه بهره‌برداری سیستم انرژی باشد [۳]. استراتژی‌های مدیریت انرژی را می‌توان به دسته‌های روش‌های قانون-محور^۳، روش‌های بهینه‌سازی^۴ و روش‌های یادگیری ماشین^۵ تقسیم‌بندی نمود [۴].

^۱ نویسنده مسئول، استاد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران Sepehr@iust.ac.ir

^۲ دکتری مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران Ahmadrezasarrafi@alumni.iust.ac.ir

^۳ Rule-based

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۴/۰۴، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۰۴

^۴ Optimization

^۵ Machine learning

در روش‌های قانون-محور (همچون در مراجع [۷]-[۵] و [۸])، استراتژی مدیریت انرژی با استفاده از قوانینی تعریف گشته و از قبل مشخص شده‌است که هر زیرمجموعه سیستم انرژی تحت چه شرایطی و چگونه عمل خواهد نمود. اعمال سریع و عدم نیاز به محاسبات زیاد، ویژگی این روش است. گذری^۱ و همکاران [۵] مدیریت انرژی سیستمی متشکل از توربین بادی، پیل سوختی و منبع ذخیره آبرخازن را با استفاده از روش قانون-محور بررسی نمودند. استراتژی مدیریتی که توسط فلوچارتی از قوانین از پیش تعیین شده تبیین گشته بود، بر اساس میزان توان موجود در تودبین باد، میزان بار مصرفی و میزان شارژ موجود در منبع ذخیره مدیریت انرژی را اعمال می‌نمود. کارآمدی عملکرد مدیریت انرژی آن‌ها توسط نتایج تجربی بررسی گشت.

در روش‌های بهینه‌سازی ([۹]-[۱۱])، بر حسب تابع هدفی همچون حداقل نمودن هزینه بهره‌برداری، بهترین انتخاب ممکن برای مدیریت انرژی سیستم در همان لحظه محاسبه می‌شود. مزیت این روش پیدا نمودن بهترین مدیریت انرژی بر اساس معیار مد نظر است. یهیاثوی^۲ و همکاران [۱۱] مدیریت انرژی سیستم مستقل از شبکه‌ای متشکل از صفحات خورشیدی، توربین باد و باتری را پیاده‌سازی کردند. آن‌ها از الگوریتم ژنتیک برای حداقل نمودن تابع هزینه در مدیریت انرژی بهره بردند. نهایتاً نتایج مدیریت سیستم انرژی برای فصول سرد، گرم و معتدل مورد بررسی قرار گرفت که حاکی از کارآمدی آن داشت.

در گروه روش‌های یادگیری ماشینی، سعی می‌شود که سیستم مدیریت انرژی سیاست مناسب برای عملکرد تجهیزات را از طریق یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی پیدا نماید ([۱۴]-[۱۲]). از رایج ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشینی که در حوزه یادگیری تقویتی^۳ قرار می‌گیرد، روش یادگیری کیو^۴ است که در سال‌های اخیر جهت مدیریت انرژی نیز مورد استفاده قرار گرفته است. کیم^۵ و لیم^۶ [۱۲] از آموزش تقویتی با الگوریتم یادگیری کیو برای مدیریت انرژی یک ساختمان هوشمند^۷ متصل به شبکه متشکل از سیستم خورشیدی، سیستم ذخیره انرژی الکتریکی و ایستگاه شارژ خودرو استفاده نمودند تا کنترل مناسب شارژ باتری و خرید و فروش برق شبکه را انجام دهند. نتایج نشان دادند که الگوریتم مدیریت انرژی، با آموزش بر مبنای تجربیات کسب شده و بهبود آن‌ها با بکارگیری الگوریتم یادگیری کیو به طور چشمگیری قادر است هزینه انرژی بهره‌برداری را کاهش دهد. لئو^۸ و همکاران [۱۳] کنترل شارژ باتری در یک شبکه کوچک خورشیدی^۹ شامل سیستم خورشیدی و باتری را که متصل به شبکه بود انجام دادند. آن‌ها از یادگیری تقویتی الگوریتم یادگیری کیو بر اساس فرآیند تصمیم‌گیری مارکوف^{۱۰} استفاده نمودند. نتایج حاکی از کاهش مصرف برق دریافت شده از شبکه و لذا کاهش هزینه بهره‌برداری با آموزش تدریجی مصرف کننده بودند.

در این کار پژوهشی، مدیریت انرژی سیستمی متشکل از توربین باد، گردآورهای خورشیدی، باتری و موتور برق گازسوز جهت به حداقل رساندن هزینه بهره‌برداری سیستم (شامل هزینه سوخت مصرفی، جریمه

¹ Kadri

² Yahyaoui

³ Reinforcement learning

⁴ Q-learning

⁵ Kim

⁶ Lim

⁷ Smart energy building

⁸ Leo

⁹ Solar microgrid

¹⁰ Markov decision process

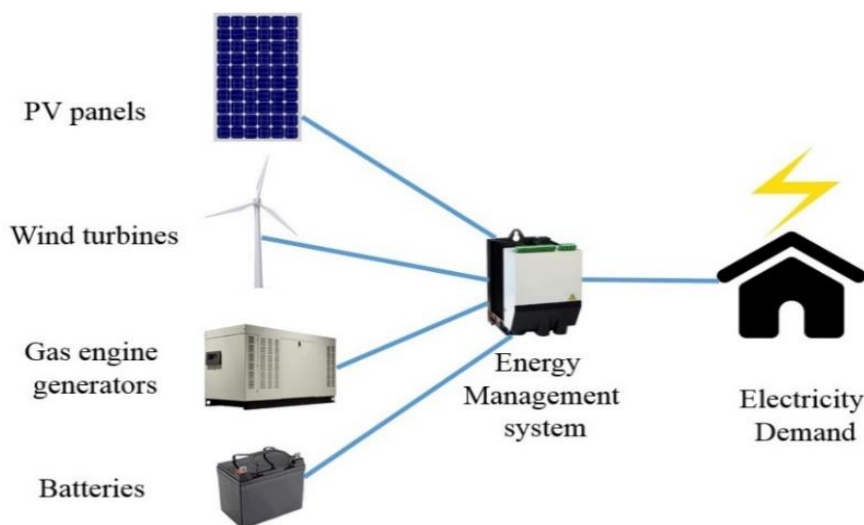
دی‌اکسیدکربن تولیدی، نگهداری ژنراتور و استهلاک باتری) صورت می‌پذیرد. در روش ارائه شده برای مدیریت انرژی در این مقاله، ابتدا بهترین تصمیم مدیریتی (در مورد میزان تولید برق موتورگازسوز) برای تمامی وضعیت‌های ممکن سیستم انرژی (از نظر میزان انرژی تجدید پذیر موجود، بار مورد نیاز و شارژ موجود در باتری)، با استفاده از روشی مبتنی بر مفاهیم الگوریتم یادگیری کیو محاسبه خواهد شد. در زمان اجرای مدیریت انرژی، براساس شرایط موجود در لحظه، بهترین تصمیم مدیریتی بدست آمده در مرحله قبل فراخوانده شده و اعمال می‌گردد.

با توجه به اینکه تنها مولد انرژی قابل کنترل، موتور برق گازسوز است (زیرا توربین باد و صفحات خورشیدی بر حسب شرایط آب و هوایی تولید انرژی متفاوتی خواهند داشت)، لذا مدیریت انرژی از طریق کنترل و تعیین توان تولیدی موتور برق گازسوز در هر لحظه اعمال می‌گردد.

ویژگی و نوآوری اصلی روش ارائه شده، سرعت بالا در زمان اعمال (همچون روش‌های قانون-محور نیاز به محاسبات زیاد در زمان اعمال نیست)، کیفیت بالای مدیریت انرژی بدست آمده (همچون روش‌های بهینه‌سازی لحظه‌ای، کمترین هزینه بهره‌برداری ممکن محاسبه می‌شود) و همچنین عدم نیاز به کسب تجربه توسط سیستم انرژی (روش‌های موجود یادگیری کیو در مدیریت انرژی نیاز به کسب تجربه سیستم انرژی دارند که در ادامه آن را بهبود خواهند بخشید)، است. روش پیشنهادی در ادامه با روش‌های مدیریت انرژی قانون-محور و بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک^۱ نیز مقایسه می‌گردد.

۲- مدل سازی سیستم انرژی

ساختار سیستم انرژی مورد بررسی در شکل (۱) آورده شده است. در این سیستم انرژی، برق مورد نیاز مصرفی از طریق صفحات خورشیدی (فتوولتائیک)، توربین باد، موتور برق گازسوز و انرژی ذخیره شده در باتری تأمین می‌گردد و یک سیستم کنترل وظیفه مدیریت انرژی بین زیر مجموعه‌ها را بر عهده دارد. لذا قبل از بررسی چگونگی مدیریت انرژی سیستم، در این بخش به مدل سازی تجهیزات مختلف پرداخته می‌شود.



شکل ۱- ساختار سیستم انرژی

^۱ Genetic Algorithm

۱-۲- صفحات خورشیدی (فتوولتائیک)

صفحات خورشیدی انرژی پرتوهای خورشید دریافتی را به برق تبدیل می‌کنند. توان الکتریکی تولید شده در صفحات خورشیدی فتوولتائیک از حاصلضرب ولتاژ در نقطه حداکثر توان^۱ $V_{mp}(V)$ و جریان در نقطه حداکثر توان $I_{mp}(A)$ مطابق با روابط (۱) و (۲) بدست می‌آید [۱۵]:

$$P_{PV} = I_{mp} \times V_{mp} \quad (۱)$$

$$I_{mp} = I_{ph} + I_o - \frac{\Gamma N_{se} k_B T}{qe} \left(\frac{I_{sc}}{V_{oc}} \right), \quad V_{mp} = \frac{\Gamma N_{se} k_B T}{qe} \ln \left(\frac{\Gamma N_{se} k_B T I_{sc}}{qe I_o V_{oc}} \right) \quad (۲)$$

در روابط فوق $k_B(J^\circ K)$ ، $qe(C)$ ، N_{se} ، $I_{sc}(A)$ و $V_{oc}(V)$ ، ثابت بولتزمن^۲، مقدار مطلق بار الکترون^۳، تعداد اتصالات سری^۴، جریان اتصال کوتاه^۵ و ولتاژ مدارباز^۶ هستند؛ به‌علاوه $I_{ph}(A)$ ، $I_o(A)$ ، Γ ، $T(K)$ ، جریان نوری^۷، جریان پولاریزاسیون معکوس^۸، فاکتور کیفیت دیود^۹ و دمای صفحه فتوولتائیک هستند که از روابط زیر محاسبه می‌شوند ([۱۵] و [۱۶]):

$$I_{ph} = \frac{q_{INC}}{q_{INC,Ref}} [I_{ph,Ref} + \mu_I(T - T_{Ref})] \quad (۳)$$

$$I_o = \frac{I_{sc,Ref} + \mu_I(T - T_{Ref})}{\exp \left[\frac{qe (V_{oc,Ref} + \mu_V(T - T_{Ref}))}{\Gamma N_{se} k_B T} \right] - 1} \quad (۴)$$

$$\Gamma = \frac{qe(V_{mp,Ref} - V_{oc,Ref})}{N_{se} k_B T_{Ref}} \frac{1}{\ln \left(1 - \frac{I_{mp,Ref}}{I_{sc,Ref}} \right)} \quad (۵)$$

$$T = T_{amb} + (T_{NOCT} - 20) \frac{q_{INC}}{800} \quad (۶)$$

^۱ Maximum Power Point

^۲ Boltzmann's constant

^۳ Absolute value of the electron charge

^۴ Number of series configuration

^۵ Short circuit current

^۶ Open circuit voltage

^۷ Photocurrent

^۸ Inverse polarization current

^۹ Diod quality factor

شدت تابش در روابط فوق با $q_{INC}(W)$ نمایش داده شده است و $\mu_V(V/^{\circ}K)$ و $\mu_I(A/^{\circ}K)$ به ترتیب ضریب دمایی ولتاژ^۱ و ضریب دمایی جریان^۲ هستند. زیروند Ref دلالت بر مقدار پارامتر در دمای مرجع (تعریف شده در [۱۷]) و زیروندهای amb و NOCT دلالت بر دما در شرایط محیط و شرایط عملکرد نامی^۳ دارند.

۲-۲- توربین باد

با توجه به اینکه اطلاعات مربوط به سرعت باد یک منطقه غالباً در ارتفاع مرجعی $h_{Ref}(m)$ موجود است؛ از رابطه (۷) برای تبدیل سرعت باد $v(m/s)$ در ارتفاع مرجع h_{Ref} به مقدار نظیر آن در ارتفاع هاب (مرکز) توربین $h_{hub}(m)$ استفاده می‌شود [۱۸].

$$v(h_{hub}) = v(h_{Ref}) \left(\frac{h_{hub}}{h_{Ref}} \right)^{\beta} \quad (7)$$

در این رابطه β مقداری ثابت است.

توان تولید شده در توربین بادی $P_{(v)}(W)$ بر اساس توان نامی $P_r(W)$ برای سرعت‌های متفاوت باد دریافت شده $v(m/s)$ از رابطه (۸) محاسبه می‌شود [۱۹]:

$$P_{(v)} = P_r \begin{cases} 0 & v < v_{ci} \\ \frac{v^k - v_{ci}^k}{v_r^k - v_{ci}^k} & v_{ci} < v < v_r \\ 1 & v_r < v < v_{co} \\ 0 & v > v_{co} \end{cases} \quad (8)$$

که در این رابطه k مقداری ثابت و $v_{ci}(m/s)$ ، $v_r(m/s)$ و $v_{co}(m/s)$ به ترتیب سرعت باد شروع حرکت توربین، سرعت باد نامی و سرعت باد قطع عملکرد توربین هستند.

۲-۳- موتور برق گازسوز

در موتور برق گازسوز با سوزاندن سوخت فسیلی ال‌پی‌جی^۴ توان الکتریکی تولید می‌شود. تقریب خطی زیر برای محاسبه مصرف سوخت موتور برق گازسوز بر حسب بار جزئی آن مورد استفاده قرار گرفته شد [۲۰]:

$$\dot{m}_{LPG} = c_1 [P_{par}/P_{nom}] + c_2 \quad (9)$$

که $\dot{m}_{LPG}(kg/h)$ ، $P_{par}(kW)$ و $P_{nom}(kW)$ نرخ جرمی مصرف سوخت، بار جزئی و بار نامی موتور برق گازسوز هستند. پارامترهای c_1 و c_2 نیز مقادیر ثابت رابطه می‌باشند (با توجه به اینکه محاسبات در هر ساعت اعمال می‌گردند، برای سادگی بیشتر از این واحدها استفاده می‌شود).

¹ Temperature coefficient of voltage

² Temperature coefficient of current

³ Nominal Operating Cell Temperature

⁴ Lquified Petroleum Gas (LPG)

هزینه بهره‌برداری ژنراتور نیز طبق معادله (۱۰) براساس هزینه سوخت مصرفی (عبارت اول معادله که در آن $\Phi_{LPG} (\$/kg)$ قیمت سوخت و m_{LPG} جرم سوخت ال‌پی‌جی مصرفی هستند)، هزینه نگهداری ژنراتور (عبارت دوم معادله، $Maint_{Gen} (\$/kW \cdot Unit)$) و هزینه آلاینده‌گی مصرف سوخت در ژنراتور (عبارت سوم معادله که در آن $SP_{CO_2, LPG} (kg/kWh)$ مقدار تولید دی اکسید کربن مربوط به تولید انرژی از سوخت ال‌پی‌جی، $LHV_{LPG} (MJ/kg)$ ارزش حرارتی پایین سوخت ال‌پی‌جی و $\psi_{CO_2} (\$/kg \cdot CO_2)$ هزینه جریمه تولید دی اکسید کربن هستند) قابل محاسبه است.

$$Cost_{Gen} = m_{LPG} \times \Phi_{LPG} + \text{Maint}_{Gen} + \quad (10)$$

$$m_{LPG} \times LHV_{LPG} \times SP_{CO_2, LPG} \times \psi_{CO_2}$$

بکار گیری ژنراتور به گونه‌ای است که در صورتی که توان مورد نیاز از توان نامی یک ژنراتور کمتر باشد، تنها یک ژنراتور مورد استفاده قرار می‌گیرد و در صورتی که توان مورد نیاز بیش از توان نامی یک ژنراتور باشد ژنراتور دیگر در حد مورد نیاز وارد عمل می‌شود.

۲-۴- باتری

باتری وظیفه ذخیره‌سازی انرژی الکتریکی را هنگامی که مجموع توان‌های تولید شده در صفحات فتوولتائیک، توربین باد و موتور برق گازسوز بیش از بار الکتریکی مورد نیاز باشند، بر عهده دارد. زمانی نیز که انرژی تولید شده در مولدها کمتر از نیاز مصرفی برق باشند، مابقی بار الکتریکی از دشارژ باتری تأمین می‌گردد. با مدل ساده‌ای، انرژی ذخیره شده باتری $E_{(t)}$ ، در هر زمان بر اساس انرژی باتری در لحظه قبلی $E_{(t-1)}$ و مجموع انرژی ورودی به باتری E_{in} و تخلیه شده از آن E_{out} قابل محاسبه است (با فرض راندمان ایده‌آل در باتری [۱۳]).

$$E_{(t)} = E_{(t-1)} + (E_{in} - E_{out}) \quad (11)$$

لذا مطابق با رابطه (۱۲)، وضعیت شارژ باتری (SOC) بر حسب انرژی ذخیره شده باتری $E_{(t)}$ و حداکثر انرژی قابل ذخیره در باتری E_{Max} به صورت زیر تعریف می‌گردد (بدلیل انجام مدیریت انرژی برای هر ساعت، جهت سادگی محاسبات از واحد kWh در این روابط استفاده می‌شود).

$$SOC_{(t)} = E_{(t)} / E_{Max} \quad (12)$$

هزینه بهره‌برداری مربوط به استفاده از باتری $Cost_{Bat}$ ، بر اساس برق خروجی باتری E_{out} ، مطابق رابطه زیر در نظر گرفته می‌شود که $c_{Bat} (\$/kWh)$ مقداری ثابت است [۲۱] و [۲۲].

¹ State of Charge

$$Cost_{Bat} = c_{Bat} \times E_{out} \quad (13)$$

۲-۵- سیستم مدیریت انرژی

سیستم مدیریت انرژی وظیفه دارد تا با مشخص نمودن نحوه عملکرد سیستم‌های تأمین‌کننده انرژی الکتریکی، هم نیاز بار الکتریکی مورد نیاز را بطور کامل تأمین نماید و هم هزینه عملکردی مجموعه را به حداقل برساند. در میان سیستم‌های تأمین‌کننده انرژی موجود، تولید برق فتوولتائیک و بادی، به شرایط جوی وابسته است و هرچه تابش نور بیشتری بر روی صفحات فتوولتائیک داشته باشیم و یا باد با سرعت بیشتری در توربین باد دریافت شود برق بیشتری تولید خواهد شد. با این حال تصمیم در مورد میزان تولید الکتریسیته موتور برق گازسوز در هر لحظه، بر عهده سیستم کنترلر مدیریت انرژی خواهد بود. قید تأمین بار الکتریکی نیز وضعیت عملکرد باتری را مشخص خواهد نمود به این صورت که اگر انرژی الکتریکی تولید شده کمتر از انرژی مورد نیاز برای تأمین بار الکتریکی باشد باتری به میزان لازم تخلیه شده و در صورتی که برق تولید شده مازاد در اختیار باشد باتری شارژ می‌گردد (لذا شارژ باتری پارامتری وابسته به میزان کارکرد ژنراتور بوده و مستقل نیست).

اعمال مدیریت انرژی در طول زمان مطابق با شکل (۲) صورت می‌پذیرد. مطابق با شکل، برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری در مورد میزان تولید برق ژنراتور بر اساس افق زمانی دو پله‌ای (پله زمانی فعلی و یک پله زمانی آینده) صورت می‌گیرد یعنی هدف فقط کمینه کردن هزینه بهره‌برداری ساعت فعلی نیست، بلکه هدف کمینه کردن مجموع هزینه‌های بهره‌برداری افق زمانی (ساعت فعلی و ساعت آینده) است. با این رویکرد کاهش هزینه ساعت فعلی بدون در نظر گرفتن اثری که ممکن است در افزایش هزینه ساعت آینده ایجاد کند، نخواهد بود. در ادامه، تصمیم مربوط به اولین پله زمانی (پله زمانی فعلی) اعمال گشته و با قرار گیری در پله زمانی بعدی مجدداً محاسبات به روز می‌شود و سپس تصمیم جدید مربوط به همان پله زمانی اجرایی گردد.

۳- یادگیری تقویتی با روش یادگیری کیو

یادگیری تقویتی حوزه‌ای در یادگیری ماشینی است که در آن با گذشت زمان و کسب تجربه، نحوه انجام بهتر یک فرایند ترتیبی (در اینجا مدیریت انرژی) به صورت هوشمند یاد گرفته می‌شود. در واقع، در یادگیری تقویتی یک عامل^۱ با محیطی^۲ که در آن قرار دارد به تبادل پرداخته و آموزش می‌یابد. به این صورت که عامل در هر وضعیت^۳ به اعمال عمل^۴ و دریافت بازخوردهایی با عنوان پاداش^۵ تحت یک سیاست کنترلی^۶ می‌پردازد. عمل انتخاب شده با توجه به محیط، وضعیت جدیدی را برای عامل به دنبال خواهد داشت، این روند تکرار خواهد شد تا یک دوره^۷ به پایان برسد (شکل ۳).

¹ Agent

² Environment

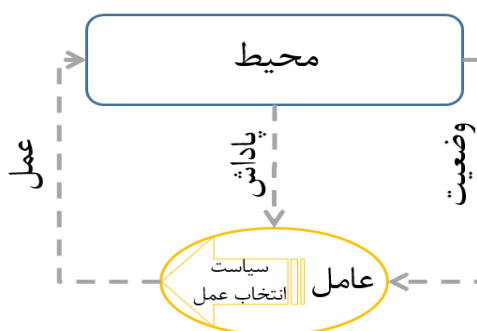
³ State

⁴ Action

⁵ Reward

⁶ Policy

⁷ Episode



شکل ۳- شماتیک فرآیند آموزش تقویتی

در پایان این فرایند سرانجام عامل خواهد توانست اجرای سیاست بهینه را به منظور رسیدن به بیشترین پاداش بلند مدت (و نه لحظه‌ای) در یک دوره تصمیم‌گیری، فراگیرد [۲۳]. در این مقاله از این ویژگی برای انتخاب اعمالی برای مدیریت انرژی سیستم که منجر به هزینه بهره‌برداری کمتری می‌شود، استفاده خواهد شد. مطابق با توضیحات بخش (۲-۵) مدیریت انرژی نیز می‌تواند به شکل یک فرآیند ترتیبی که در آن پس از اتخاذ هر تصمیم و عمل کنترلی باید عمل دیگری اتخاذ شود، مطرح گردد. هدف از مدیریت انرژی نیز کمینه کردن مجموع هزینه‌های بهره‌برداری در طول افق زمانی است (مشابه با حداکثر نمودن مجموع پاداش‌های دریافتی در طول یک دوره در آموزش تقویتی). لذا بدلیل این شباهت از آموزش تقویتی به عنوان ابزاری برای حداقل نمودن مسئله مدیریت انرژی استفاده می‌شود. هدف این مقاله آموزش سیستم کنترلی با گذشت زمان و اتخاذ تصمیمات صحیح و خطا برای یادگیری نیست، بلکه پیدا کردن الگویی است که عمل نظیر با کمترین هزینه بهره‌برداری را برای هر وضعیت سیستم انرژی اطلاع دهد.

یادگیری کیو الگوریتم معروفی برای اجرای یادگیری تقویتی است. در این روش تابع کیو که نشان دهنده ارزش یک عمل با قرار گیری در یک وضعیت است، معرفی می‌شود. مقدار Q در واقع بیان می‌کند که اگر در یک وضعیت، عمل خاصی اتخاذ گردد، در ادامه چه مقدار حداکثر مجموع پاداش‌هایی (با انجام اعمال آینده) قابل حصول خواهد بود. در الگوریتم این روش مقادیر Q در هر تکرار از طریق تعامل عامل با محیط به‌روز رسانی می‌گردند تا نهایتاً همگرا شوند. برای پیاده‌سازی سیاست کنترلی بهینه و رسیدن به حداکثر مقدار پاداش برای یک دوره تصمیم‌گیری، کافی است که اعمالی را که بیشترین مقدار نظیر Q برای آن‌ها وجود دارند را در طول هر دوره انتخاب نماییم [۱۳] و [۲۳].

در این مقاله مفاهیم روش یادگیری کیو که پیش‌تر به آن‌ها اشاره شد، به صورت جدول (۱) در مورد سیستم مدیریت انرژی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در جدول (۱) مقدار انرژی خالص موجود در پله زمانی (E_{net}) عبارتست از اختلاف مجموع انرژی فتوولتائیک و بادی تولید شده از بارالکتریکی موجود در پله زمانی فعلی. اگر این مقدار مثبت باشد به معنی این است که تولید برق تجدیدپذیر بیش از برق مصرفی بوده است و اگر منفی باشد بالعکس. متعاقباً با مشخص شدن مختصات وضعیت (s) بر اساس ابعاد جدول (۱)، مؤلفه‌های ماتریس Q که بر اساس مطالب ارائه شده، تابعی از مختصات وضعیت و عمل است [۱۳] برای این مسئله به صورت زیر تعریف می‌گردد (با پارامترهای تعریف شده در جدول (۱)):

$$Q(s, a) = Q(ASE, E_{net,t}, E_{net,t+1}, STE, a) \quad (14)$$

جدول ۱- پیاده‌سازی پارامترهای و تعاریف مسئله مدیریت انرژی بر روش یادگیری کیو

پارامتر و یا مفهوم موجود در مسئله مدیریت انرژی	پارامتر و یا مفهوم موجود در یادگیری تقویتی Q-learning
کنترلر مدیریت سیستم انرژی است	=> عامل
افق زمانی	=> دوره تصمیم‌گیری
میزان تولید برق موتورگازسوز (a)	=> عمل
قرینه هزینه بهره‌برداری: $r = -\text{Cost} = -(\text{Cost}_{\text{Gen}} + \text{Cost}_{\text{Bat}})$	=> پاداش
	وضعیت سیستم که از بُعد های زیر تشکیل شده:
انرژی ذخیره‌شده قابل استفاده از باتری (ASE)	=> S1
انرژی خالص موجود در پله زمانی فعلی ($E_{\text{net}, t}$)	=> S2
انرژی خالص پیش‌بینی شده در اولین پله زمانی آینده ($E_{\text{net}, t+1}$)	=> S3
تعداد پله‌های زمانی تا پایان افق تصمیم‌گیری (STE)	=> S4

با پیاده‌سازی پارامترهای مسئله مدیریت انرژی مطابق با جدول (۱)، از آنجا که انتخاب بیشترین مقادیر Q در هر وضعیت، بیشترین مقدار پاداش را برای یک دوره تصمیم‌گیری به دنبال دارد، در مسئله مدیریت انرژی نیز کمترین مقدار مجموع هزینه‌های بهره‌برداری برای یک افق تصمیم‌گیری حاصل خواهد شد. پس در ابتدا نخستین گام محاسبه مقادیر Q برای مسئله مدیریت انرژی است. در ادامه، مسئله در دو فاز بدست آوردن مقادیر Q (بدست آوردن بهترین مدیریت انرژی) و اعمال آن بر سیستم انرژی اجرا می‌گردد:

۱-۳- مدل‌سازی و طراحی الگوریتم پیشنهادی سیستم مدیریت انرژی برای محاسبه مقادیر Q متناظر با وضعیت‌ها و عمل مسئله

به منظور بدست آوردن تابع کیو که توصیف‌کننده ارزش اعمال کنترلی در هر وضعیت سیستم انرژی است، الگوریتم حل روش یادگیری کیو ([۱۳]) مطابق با شکل (۴) بر روی مسئله حاضر پیاده‌سازی گشت. با اعمال فلوجارت شکل (۴)، مقادیر Q نظیر به تمامی عمل‌های سیستم انرژی در تمامی وضعیت‌های موجود محاسبه می‌گردد و فراخوانی این مقادیر نقشه‌ای برای اعمال مدیریت انرژی با کمترین هزینه بهره‌برداری در هر لحظه ایجاد می‌کند.

۲-۳- استفاده از مقادیر Q برای اعمال مدیریت سیستم انرژی

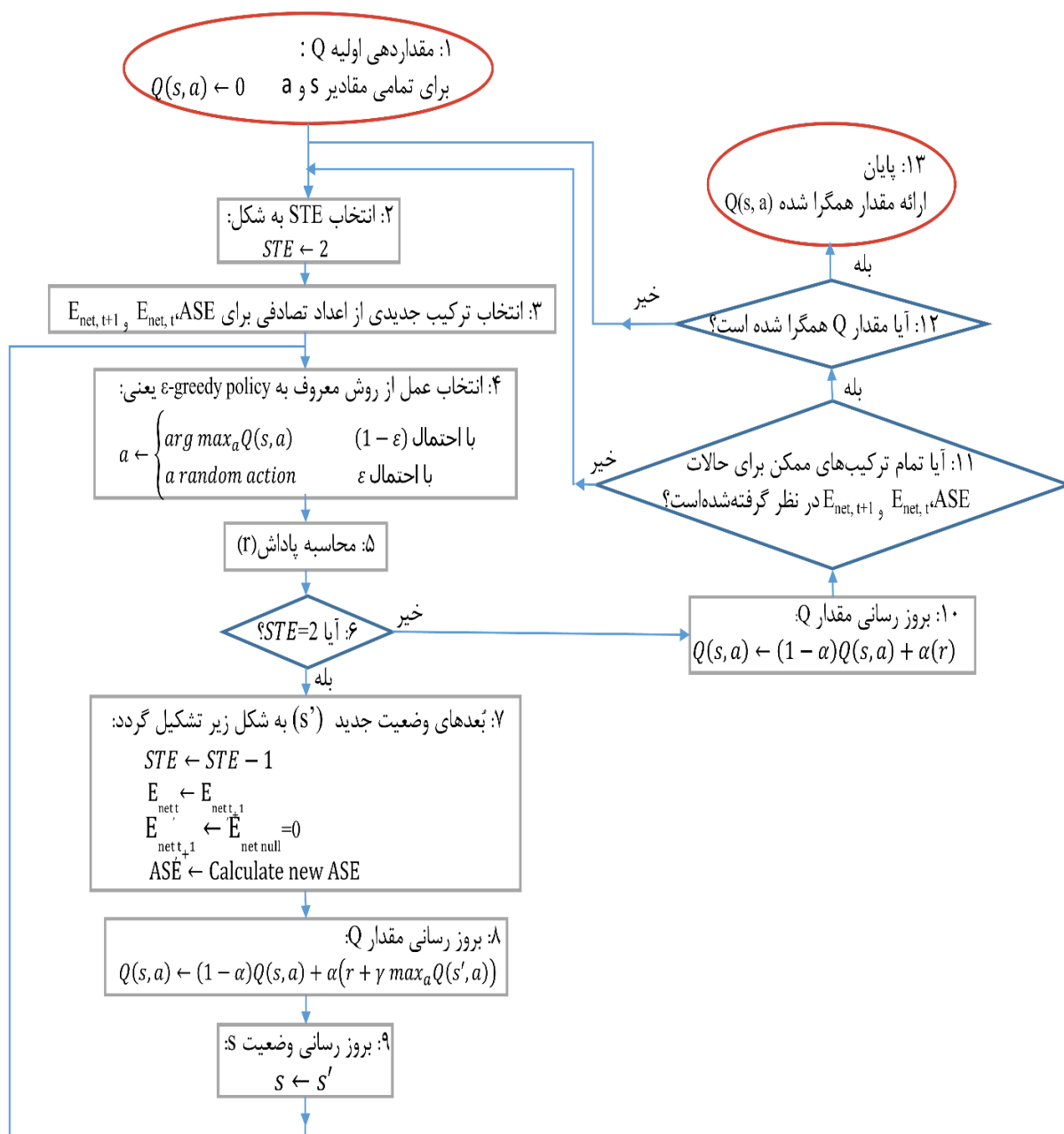
با مشخص شدن مقادیر Q برای تمام وضعیت‌ها و عمل‌های ممکن در مسئله، مدیریت انرژی سیستم مطابق با شکل (۵) قابل اعمال است. به این صورت که در هر ساعت با توجه به شرایط موجود برای سیستم انرژی که

¹ Available Stored Energy

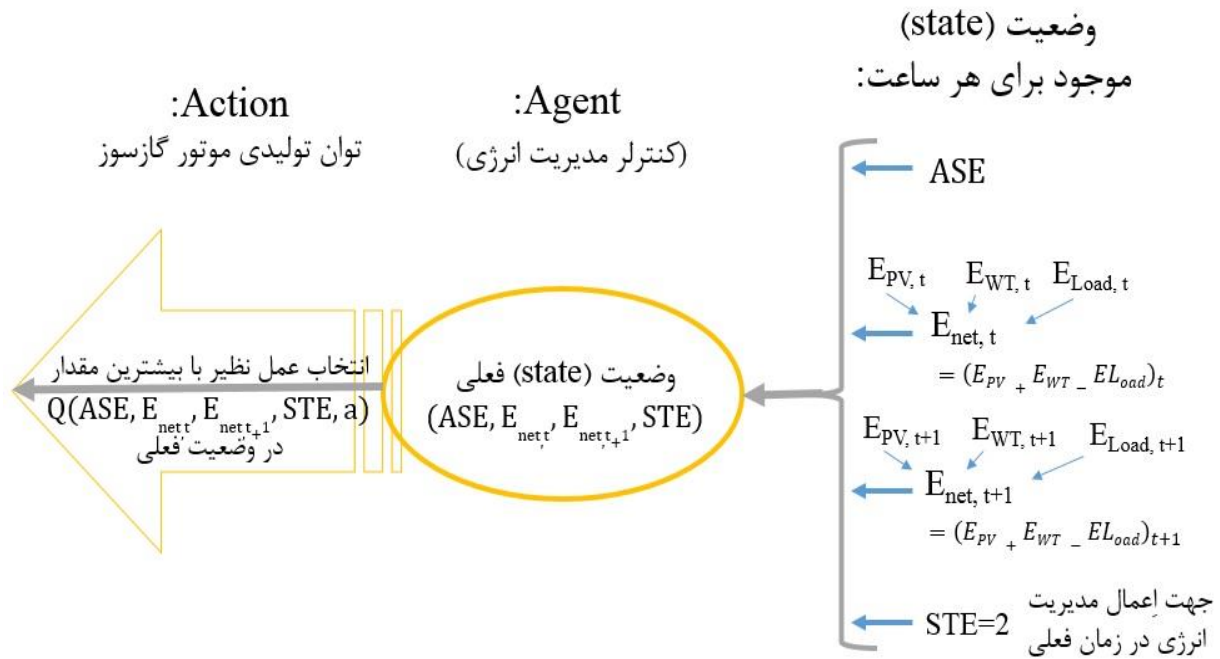
عبارتست از میزان تولید برق فتوولتائیک E_{PV} ، برق بادی E_{WT} و بار مصرفی E_{Load} در پله زمانی فعلی و آینده (که منجر به محاسبه $E_{net,t}$ و $E_{net,t+1}$ می‌شود) و همچنین میزان شارژ موجود باتری، وضعیت موجود مشخص می‌شود. در ادامه سیستم انرژی بر اساس مقادیر Q موجود در آن وضعیت، عمل (میزان تولید برق در ژنراتور) نظیر با بزرگترین مقدار Q آن وضعیت را اعمال می‌کند.

۴- مورد مطالعاتی

اطلاعات مربوط به مسئله مورد بررسی شامل مشخصات تجهیزات سیستم انرژی، بار الکتریکی، هزینه جاری سیستم و مشخصات الگوریتم در این قسمت آورده شده‌اند.



شکل ۴- فلوچارت محاسبه مقدار Q



شکل ۵- شماتیک بکارگیری مقادیر Q برای مدیریت انرژی سیستم در هر لحظه

۱-۴- مشخصات تجهیزات سیستم انرژی

تجهیزات تولید و ذخیره انرژی الکتریکی در سیستم انرژی بررسی شده، شامل ۱۴۳ واحد گردآور فتوولتائیک (واحدهای ۳۰۰ وات با مساحت ۲ متر مربع) با ظرفیت کل ۴۲،۹ کیلووات، ۳ عدد توربین بادی (واحدهای دو کیلوواتی) با ظرفیت کل ۶ کیلووات، ۲ واحد موتور برق گازسوز (واحدهای ۹ کیلوواتی) به ظرفیت ۱۸ کیلو وات و ۱۷ واحد باتری (واحدهای ۶ کیلووات ساعتی) با مجموع ظرفیت ۱۰۲ کیلووات ساعت می‌شوند. جدول (۲) جزئیات مربوط به تجهیزات سیستم انرژی را شامل می‌شود. ثابت‌های مورد استفاده برای مدل‌سازی هر واحد فتوولتائیک شامل دمای مرجع T_{Ref} ، دمای عملکرد نامی سلول فتوولتائیک T_{NOCT} ، تعداد اتصالات سری N_{se} ، ثابت بولتزمن k_B ، مقدار مطلق بار الکترون q_e ، جریان اتصال کوتاه در شرایط مرجع $I_{sc, Ref}$ ، جریان نقطه حداکثر توان در شرایط مرجع $I_{mp, Ref}$ ، ولتاژ مدار باز در شرایط مرجع $V_{oc, Ref}$ ، ولتاژ نقطه حداکثر توان در شرایط مرجع $V_{mp, Ref}$ ، ضریب تغییرات دمایی جریان μI و ضریب تغییرات دمایی ولتاژ μV (معادلات ۱_۶) در جدول (۲) آورده شده‌اند و مقدار تابش دریافت شده از خورشید بر اساس داده‌های هواشناسی شهر بوشهر در کشور ایران در نظر گرفته شده است ([۲۴]، [۲۵]). ثابت‌های لازم برای محاسبه برق بادی شامل ارتفاع هاب توربین h_{hub} ، مقدار ثابت پروفیل باد β ، مقدار ثابت منحنی توان k و سرعت‌های شروع به کار v_{ci} ، نامی v_r و قطع عملکرد توربین v_f (روابط ۷ و ۸) و همچنین سوخت مصرفی هر موتور برق گازسوز شامل مقادیر ثابت C_1 و C_2 (معادله ۹) نیز در این جدول ذکر گشته‌اند. برای ذخیره‌سازی انرژی الکتریکی از مجموع ظرفیت ۱۰۲ کیلووات ساعت (با ظرفیت E_{Max} در هر باتری)، با در نظر گرفتن حداقل وضعیت شارژ SOC_{Min} ۲۵٪ برای جلوگیری از آسیب رسیدن به باتری (تخلیه بیش از حد باتری سبب کاهش عمر و آسیب به آن می‌شود)، عملاً ۷۶ کیلووات ساعت انرژی برای ذخیره‌سازی در اختیار خواهد بود.

¹ State of Charge (SOS)

جدول ۲- مشخصات تجهیزات سیستم انرژی به ازاء هر واحد

سیستم فتوولتائیک ۴۲/۹ kW (۱۴۳ واحد صفحات فتوولتائیک ۳۰۰ وات) [۱۷] و [۲۶]											
پارامتر	T _{Ref}	T _{NOCT}	N _{se}	k _B	q _e	I _{sc, Ref}	I _{mp, Ref}	V _{oc, Ref}	V _{mp, Ref}	μ _I	μ _V
مقدار	۲۹۸ [°K]	۳۲۱ [°K]	۱	۱/۳۸× ۱۰ ^{-۲۳} [J/°K]	۱/۶۰۲× ۱۰ ^{-۱۹} [C]	۸/۶۴ [A]	۸/۰۸ [A]	۴۶/۱۰ [V]	۳۷/۱۲ [V]	۵/۱۸× ۱۰ ^{-۳} [A/°K]	-۰/۱۶۱ [V/°K]
۶ kW توربین بادی (۳ واحد ۲ کیلو وات) [۳۷]											
پارامتر	h _{hub}	β	k	v _f	v _r	v _{ci}					
مقدار	۱۳ [m]	۱/۷	۱/۴۳	۲۵ [m/s]	۱۲ [m/s]	۳ [m/s]					
۱۸ kW موتور برق گازسوز (دو واحد ۹ کیلوواتی) [۲۸] و [۲۹]											
پارامتر	c ₁		c ₂								
مقدار	۱/۹۶۹ [kg/h]		۰/۳۵۸ [kg/h]								
۱۰۲ kWh باتری (۱۷ واحد ۶ کیلو وات) [۲۱] و [۳۰]											
پارامتر	E _{Max}		SOC _{Min}								
مقدار	۶ [kWh]		۲۵ %								

۴-۲- داده‌های آب و هوایی

اطلاعات آب و هوایی لازم برای مدل‌سازی سیستم انرژی (از جمله میزان، تابش خورشید، دمای هوا و سرعت وزش باد) برای مورد مطالعاتی جزیره نگین واقع در شهر بوشهر در نظر گرفته شد. اطلاعات آب و هوایی یک سال نوعی^۱ از نرم‌افزار نتئونورم^۲ که از داده‌های ایستگاه‌ها و ماهواره‌های هواشناسی و همچنین مدل‌های آماری استفاده می‌کند تهیه گردید (این اطلاعات مربوط به داده‌های چندین ساله با استفاده از روش‌های آماری به عنوان یک سال نمونه/نوعی در سیستم‌های انرژی مورد استفاده قرار می‌گیرند) [۲۴].

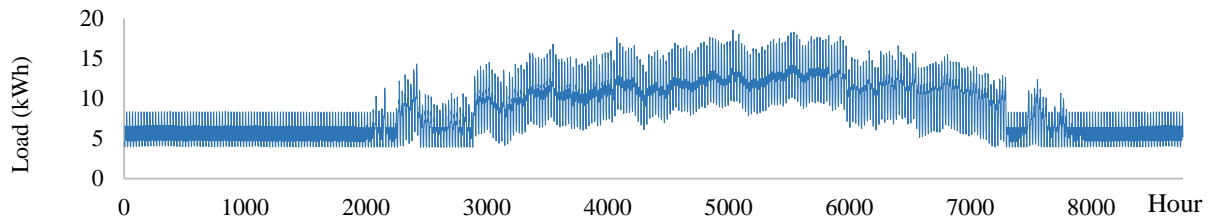
۴-۳- بارالکتریکی

بارالکتریکی چهار ساختمان مسکونی همجوار در شهر بوشهر که شامل برق لازم برای تجهیزات ساختمان، روشنایی (محاسبه شده بر اساس [۳۱] و [۳۲]) و همچنین سرمایش ساختمان (محاسبه شده توسط نرم‌افزار ترنسیس^۳ و در نظر گرفتن COP=۲/۱۲) می‌شد، به عنوان بار الکتریکی مسئله مطابق با نمودار شکل (۶) در این مسئله برای بررسی عملکرد سیستم مدیریت انرژی مورد استفاده قرار گرفت.

¹ Typical meteorological year

² Meteonorm

³ TRNSYS



شکل ۶- بار الکتریکی مصرفی ساعتی در طول یک سال

جدول ۳- مقدار پارامترهای اقتصادی و ترموفیزیکی مورد استفاده در محاسبه هزینه بهره‌برداری [۲۱]، [۲۵]-[۳۵].

Maint _{Gen}	Sp _{CO₂, LPG}	Φ _{LPG}	Ψ _{CO₂}	LHV _{LPG}	C_{Bat}	پارامتر
۰/۲	۰/۲۳	۰/۶۹	۰/۰۲۰۸۶	۴۶/۴	۰/۱۱۸۱۴	مقدار
\$/kW.Unit	kg/kWh	\$/kg	\$/kg.CO ₂	MJ/kg	\$/kWh	

جدول ۴- دامنه در نظر گرفته شده برای متغیرهای عمل و وضعیت سیستم انرژی

STE	a	ASE	$E_{net, t+1}$	$E_{net, t}$	پارامتر
[۱،۲]	[۱،۲،...،۱۹]	[۱،۲،...،۷۷]	[۱،۲،...،۶۵]	[۱،۲،...،۶۵]	دامنه
دو حالت برای ارائه دو پله افق زمانی (پله زمانی فعلی و پله زمانی یک ساعت آینده)	۱۹ حالت جهت ارائه مقادیر تولیدی موتور برق گازسوز از ۰ kW تا ۱۸ kW با فاصله ۱ kW (توسط دو واحد موتور برق گازسوز ۹ kW)	۷۷ حالت جهت ارائه شارژ باتری از ۲۶ kWh که حداقل مجاز شارژ باتری است تا ۱۰۲ kWh با فاصله ۱ kWh	۶۵ حالت جهت ارائه مقادیر $E_{net, t+1}$ از ۳۲ kW تا ۳۲ kW + با فاصله ۱ kW	۶۵ حالت جهت ارائه مقادیر $E_{net, t}$ از ۳۲ kW تا ۳۲ kW + با فاصله ۱ kW	توضیحات

۴-۴- هزینه بهره‌برداری سیستم

همانطور که پیش‌تر اشاره شد، مقدار پاداش الگوریتم یادگیری کیو براساس قرینه هزینه بهره‌برداری سیستم در نظر گرفته می‌شود. مقادیر مورد استفاده در هزینه بهره‌برداری سیستم شامل هزینه بهره‌برداری ژنراتور و باتری (روابط ۸ و ۱۱) در جدول (۳) آورده شده است [۲۱]، [۲۵]-[۳۵]. در این جدول C_{Bat} مقدار ثابت محاسبه هزینه باتری، LHV_{LPG} ارزش حرارتی پایین سوخت ال پی جی، Ψ_{CO_2} هزینه جرمه تولید دی اکسید کربن، Φ_{LPG} قیمت سوخت، $SP_{CO_2, LPG}$ مقدار دی اکسید کربن تولیدی از سوخت ال پی جی و $Maint_{Gen}$ هزینه نگهداری ژنراتور هستند.

۴-۵- مشخصات الگوریتم حل

با توجه به اینکه الگوریتم حل، امکان انتخاب عمل مشخصی را در وضعیت‌های مشخصی دارد، نیاز به گسسته‌سازی عمل و مؤلفه‌های وضعیت (شامل ASE، $E_{net, t}$ ، $E_{net, t+1}$ و STE) است. در مسئله حاضر، گسسته‌سازی با واحد یک کیلو وات صورت پذیرفت. بدیهی است که کوچکتر نمودن واحدهای گسسته‌سازی دقت حل و به دنبال آن زمان لازم برای حل مسئله را بیشتر خواهد نمود (و لذا این روش برای مسائلی که حتماً نیاز به بررسی بصورت پیوسته دارند مناسب نمی‌باشد).

بازده تخصیص داده‌شده به مؤلفه‌های وضعیت و عمل در جدول (۴) آورده شده است.

برای شکل ۴- فلوچارت محاسبه مقدار Q شکل (۴) تعداد تکرارهای الگوریتم برای همگرایی Q برابر با ۵۰۰۰ عدد منظور گردید (طبق نتایج همگرایی قبل از این مقدار تکرار حاصل گشت) و γ که نشان دهنده کاهش تأثیر پله های زمانی آینده در مقدار پاداش (شکل ۴، مرحله ۸) است، ۱ در نظر گرفته شد تا وزن تمامی پله های زمانی در تصمیم گیری یکسان در نظر گرفته شوند. مقادیر نرخ یادگیری α و احتمال عمل اتفاقی ϵ باید بگونه ای انتخاب گردند که در شروع الگوریتم که شناختی از مقادیر Q و سیاست بهینه انتخاب اعمال وجود ندارد نرخ یادگیری و اکتشاف زیاد باشد و در ادامه و با همگراشدن جواب، نرخ یادگیری کاهش یافته و انتخاب اعمال بر حسب تجربیات و بهره گیری انجام شود [۲۱]. لذا مقادیر α و ϵ در الگوریتم حل برابر معکوس جذر شماره تکرار در نظر گرفته شد.

۵- بحث و نتایج

۵-۱- صحت سنجی مدل تجهیزات

به منظور بررسی مدل تجهیزات مورد استفاده در سیستم انرژی، نتایج عملکرد این مدل ها مورد صحت سنجی قرار می گیرد.

مقادیر محاسبه شده برای توان خروجی صفحات فتوولتائیک از روابط بخش (۲-۱) در مقایسه با مقادیر گزارش شده توسط شرکت سازنده [۳۶]، تحت شدت تابش 1000 W/m^2 و دماهای متفاوت، بررسی گشته و حداکثر خطای $1/67\%$ در 60°C محاسبه شد. برای مدل توربین باد ۲ کیلو وات (بخش ۲-۲)، مقدار خطای جزر میانگین مربعات برابر با $0/15$ در توان خروجی محاسبه شده با مقادیر گزارش شده در مرجع [۳۷] مشاهده گشت. در مدل مورد استفاده برای موتور برق گازسوز (بخش ۲-۳)، استفاده از تقریب خطی برای تخمین سوخت مصرفی ژنراتور مقدار خطای جزر میانگین مربعات برابر با $0/032$ با داده های تجربی شرکت سازنده در بر داشت [۲۸]. مدل سازی انرژی ذخیره شده در باتری (بخش ۲-۴) با فرض اینکه انرژی ورودی به باتری ذخیره و بدون هیچ گونه تلفاتی در هنگام نیاز مورد استفاده قرار می گیرد صورت پذیرفت [۱۳]. مقداری از انرژی ذخیره شده در باتری با گذر زمان با عنوان خود تخلیه شونده باتری تلف می شود، برای باتری مورد استفاده در نظر نگرفتن این مسئله، مقدار 2% انرژی ذخیره شده، خطا برای هر ساعت به دنبال داشت [۳۸].

با اعمال مشخصات و ثابت ها (بخش ۴-۴) بر الگوریتم حل یادگیری کیو (بخش ۳-۱)، مقادیر Q برای تمامی فضای عمل-وضعیت^۵ محاسبه شد. با داشتن مقادیر Q ، امکان مدیریت انرژی سیستم (بخش ۳-۲) میسر گشت.

۵-۲- میزان تولید برق در ژنراتورها بر اساس اطلاعات ورودی

همانطور که پیش تر اشاره شد، انتخاب عمل کنترلی مناسب برای مدیریت انرژی (که در این مسئله تعیین میزان تولید برق توسط ژنراتورها است) از طریق انتخاب بزرگترین مقدار Q نظیر یک عمل در وضعیت معین مشخص می شود.

¹ Exploration

² Exploitation

³ Root Mean Square Error (RMSE)

⁴ Self-discharge of battery

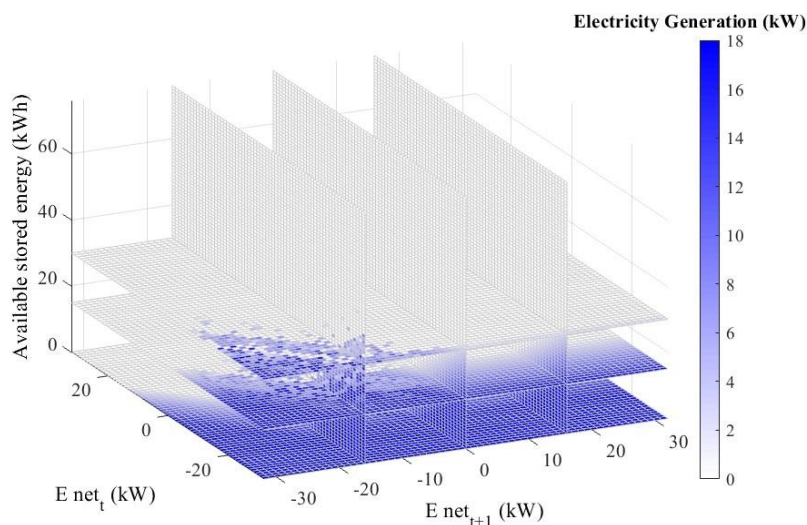
⁵ State-action space

با انتخاب توان عملکردی ژنراتور (عمل) نظیر با بیشترین مقدار Q در تمام فضای وضعیت مسئله (تمام دامنه تعریف شده برای Q مطابق با جدول)، شکل (۷) حاصل می‌گردد. در این شکل، میزان انتخابی تولید برق ژنراتورها توسط سیستم مدیریت انرژی در هر لحظه (مطابق با توضیحات بخش (۲-۵)) فقط مدیریت سیستم در لحظه فعلی اجرا می‌شود و به عبارت دیگر $STE=2$ براساس وضعیتی که سیستم انرژی با آن مواجه است (یعنی مقادیر مختلف $(E_{net, t})$ ، $(E_{net, t+1})$ و میزان ذخیره موجود انرژی که سه محور مختصات شکل ۷ هستند)، ارائه شده است. برای نمایش مقدار توان انتخاب شده برای ژنراتور در این فضای سه بعدی، از صفحات $+16$ ، 0 ، -16 و $E_{net, t} = -16$ صفحات 0 ، 15 ، 30 Available storage energy کمک گرفته شد.

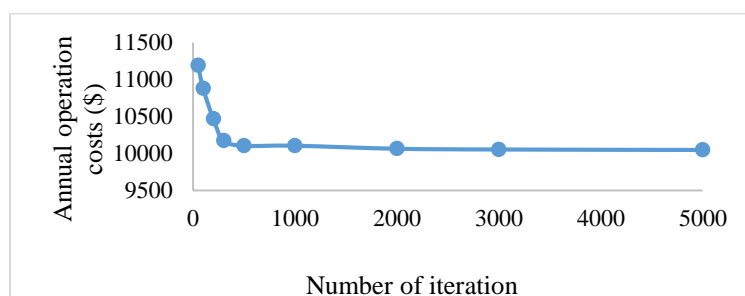
مطابق با شکل (۷) به طور کلی مشاهده شد که $E_{net, t}$ و ASE تأثیر بیشتری نسبت به $E_{net, t+1}$ بر نحوه عملکرد ژنراتور دارند. $E_{net, t+1}$ بویژه زمانی نقش حائز اهمیتی دارد که شارژ انرژی قابل قبولی در باتری‌ها موجود بوده و مقدار $E_{net, t}$ منفی است، در چنین شرایطی اگر $E_{net, t+1}$ مثبت بوده و یا عدد منفی خیلی بزرگی نباشد، دیگر نیازی به عملکرد ژنراتورها نیست چرا که بدون نگرانی از تأمین بار در ساعت آینده می‌توان از انرژی ذخیره شده موجود استفاده نمود. به علاوه، وجود برخی نقاط پراکنده (رفتار غیر یکنواخت در انتخاب توان عملکردی ژنراتور) در شکل (۷) با تغییر ناگهانی در هزینه عملکرد ژنراتورها (ناشی از تغییر بار نامی بکارگیری یک یا دو ژنراتور طبق رابطه ۹) توجیه‌پذیر است.

۳-۵- تأثیر تعداد تکرار بر جواب

در این قسمت، تأثیر تعداد تکرار بر همگرایی مقادیر Q بررسی می‌شود. مقادیر Q محاسبه شده مطابق با توضیحات بخش (۳-۱) با تعداد تکرارهای متفاوت محاسبه شده و در ادامه براساس توضیحات بخش (۳-۲) هر کدام برای اعمال مدیریت انرژی سیستم مورد مطالعاتی (بخش ۴) استفاده شد. تأثیر تعداد تکرارها بر هزینه عملکردی سالانه سیستم انرژی (۸۷۶۰ ساعت) در شکل (۸) آورده شده است. در این شکل هزینه سالانه بهره‌برداری (محور عمودی شکل) برای سیستم مدیریت انرژی که از تعداد تکرارهای متفاوتی برای همگرایی مقدار Q آن استفاده شده است (محور افقی شکل) ارائه گشته.



شکل ۷- توان تولیدی موتور برق گازسوز برای شرایط مختلف سیستم انرژی مطابق با روش مبتنی بر یادگیری کمو



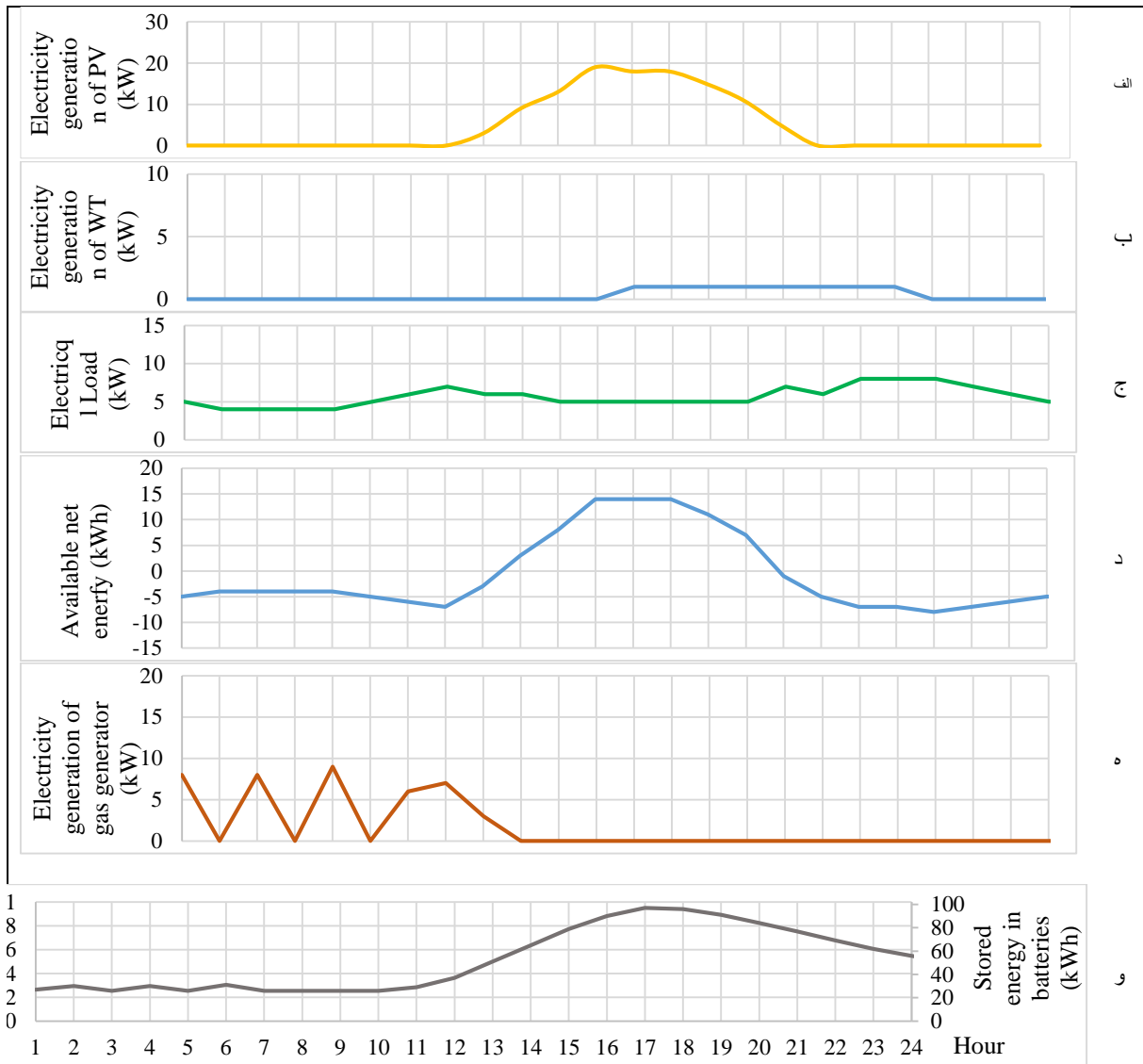
شکل ۸- تأثیر تعداد تکرار در بروز رسانی Q بر بدست آوردن بهترین سیاست مدیریت انرژی (حداقل نمودن هزینه بهره‌برداری)

همانطور که مشاهده میشود، در تعداد تکرارهای پایین (کمتر از ۳۰۰ تکرار)، مدیریت انرژی هزینه بهره‌برداری زیادی را به دنبال خواهد داشت و قاعدتاً مدیریت انرژی مناسبی نیست اما با افزایش تعداد تکرارها و تصحیح مقادیر Q در الگوریتم، در حدود تعداد تکرار ۵۰۰ الگوریتم به همگرایی کافی برای اعمال سیاست با حداقل هزینه بهره‌برداری رسیده است (در حالی که از تعداد تکرار ۵۰ الی ۵۰۰، مقدار حدود ۱۱۰۰ دلار از هزینه سالیانه بهره‌وری کم می‌شود، از تکرار ۵۰۰ تا ۵۰۰۰ هزینه بهره‌وری از ۱۰۱۰۶ دلار به ۱۰۰۵۰ دلار می‌رسد، یعنی حدود ۵۰ دلار کاهش). لذا در تعداد تکرار ۵۰۰۰ که در این مسئله انتخاب گشته، می‌توان از همگرایی الگوریتم اطمینان داشت.

۵-۴- مشخصات عملکردی سیستم انرژی با اعمال روش یادگیری کمو

مدیریت انرژی بدست آمده بر اساس مقادیر Q محاسبه شده (با تعداد تکرار ۵۰۰۰ مطابق با بخش (۵-۲) به عنوان نمونه، برای ساعات طول روز اول ژانویه، در شکل (۹) آورده شد. تولید برق فتوولتائیک (شکل ۹-الف) با شروع دریافت تابش خورشید بر روی کلکتورها (از حدود ساعت ۸) شروع شده و تا غروب (حوالی ساعت ۱۸) ادامه می‌یابد. همچنین باد دریافت شده در طول عصر (ساعات ۱۳ الی ۲۰) تولید برق بادی را به همراه داشت (شکل ۹-ب) مقدار بار الکتریکی مصرفی برای طول این روز (شکل ۹-ج) نیز جهت محاسبه انرژی الکتریکی خالص موجود (بار الکتریکی - برق بادی + برق فتوولتائیک = E_{net}) بکار گرفته شد (شکل ۹-د) بر اساس انرژی الکتریکی خالص موجود در هر لحظه تصمیم مربوط به انتخاب عمل گرفته شده و انرژی تولیدی در موتور برق گازسوز (شکل ۹-ه) مشخص می‌شود. وضعیت شارژ باتری (نیز در طول ساعات روز آورده شده است (شکل ۹-و)).

در این شکل می‌توان مشاهده نمود که شارژ باتری در ساعات اولیه روز نزدیک به حداقل مقدار خود بوده است، اما با مثبت شدن E_{net} در طول روز (ساعات ۱۰ الی ۱۷ مطابق با شکل ۹-د) شارژ باتری نیز افزایش یافت (حدود ساعت ۱۱) و در ادامه این شارژ نیز مورد مصرف قرار گرفت (حدود ساعت ۱۷). همچنین، مشاهده گشت که عملکرد تولید انرژی موتور برق گازسوز به گونه‌ای در نظر گرفته شده که در ساعات مورد نیاز به تولید برق (ساعات ۱ تا ۹) که مقدار انرژی الکتریکی خالص E_{net} منفی است و شارژ کمی در باتری موجود است، موتور برق گازسوز نزدیک به بار نامی (۹ kW برای یک واحد موتور برق گازسوز) که راندمان بیشتری دارد کار کرده و مازاد بر نیاز بار، باتری را نیز شارژ کند و از عملکرد پیوسته در بار نامی پایین اجتناب شود (الگوی زیگزاگ در شکل ۹-ه).



شکل ۹- تولید ساعتی انرژی در سیستم فتوولتائیک-بادی-موتور برق گازسوز-باتری با مدیریت انرژی از روش مبتنی بر یادگیری کیو برای روز اول ژانویه

۵-۵- مقایسه با بهینه سازی الگوریتم ژنتیک و مدیریت انرژی قانون-محور

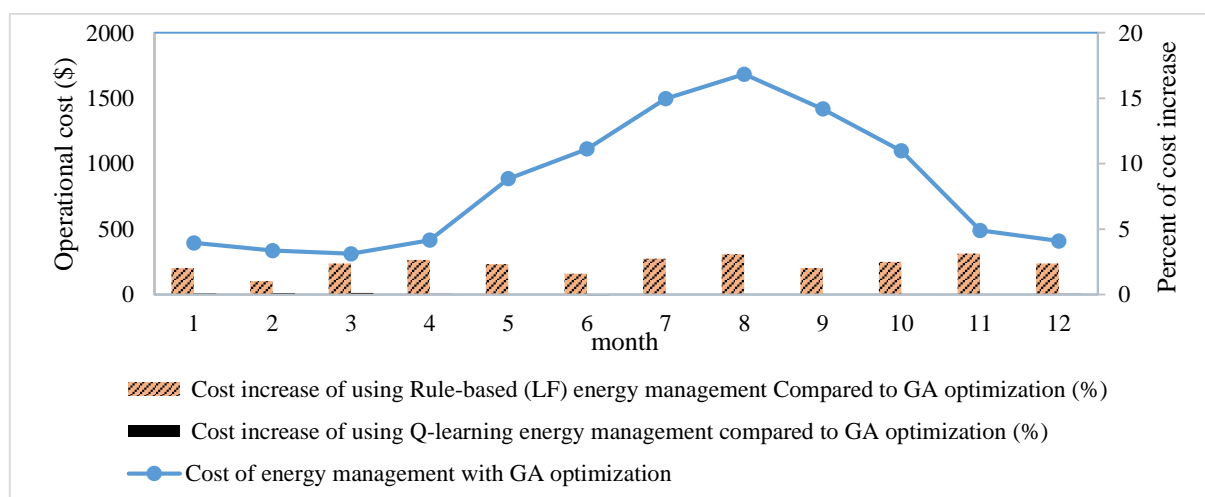
نتایج مربوط به انتخاب عملیات مدیریت انرژی از طریق روش مبتنی بر الگوریتم یادگیری کیو، با جواب‌های مربوط به انتخاب عمل بهینه از طریق الگوریتم ژنتیک و همچنین دو روش مدیریت انرژی قانون-محور مقایسه گشت.

- **الگوریتم ژنتیک:** برای این منظور از الگوریتم ژنتیک با دو متغیر بهینه سازی شامل میزان بار جزئی موتور برق گازسوز در زمان حاضر و میزان بار جزئی موتور برق گازسوز در یک ساعت آینده (بدلیل افق زمانی دو پله‌ای مسئله) جهت مینیمم کردن تابع هدف هزینه بهره‌برداری در این دو ساعت استفاده شد. فرآیند بهینه سازی برای هر یک از ساعات سال به طور مجزا اعمال گردید و در هر کدام از جمعیت اولیه ۳۰۰ و تعداد تکرار ۴۰۰ استفاده شد تا امکان همگرایی کافی برای جواب ایجاد گردد. مقدار عملکرد ژنراتور در هر ساعت به طور مجزا محاسبه و هزینه بهره‌برداری نظیر برای تمام ساعات سال (۸۷۶۰ ساعت) محاسبه گشت.

• **مدیریت انرژی قانون-محور:** این مدیریت انرژی به صورت تعقیب بار^۱ در نظر گرفته شد که در هر ساعت اگر برق فتوولتائیک و بادی موجود و همچنین انرژی ذخیره شده در باتری برای تأمین بار مصرفی کافی نباشند، ژنراتور تنها به میزان تأمین برق مصرفی باقی مانده در حالت بار جزئی شروع به کار نماید. در صورتی نیز که انرژی فتوولتائیک و بادی تولید شده مازاد بر مصرف برق باشد، مقدار مازاد در باتری ذخیره شود (در نرم‌افزار هومر^۲ این الگو برای سیستم انرژی با تعداد منابع تجدیدپذیر زیاد توصیه شده است [۳۹]).

در شکل (۱۰)، هزینه بهره‌برداری مربوط به مدیریت انرژی از روش جدید مبتنی بر یادگیری کیو و همچنین روش قانون-محور با مدیریت انرژی از بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک مقایسه گشت (که به عنوان حالت مبنا قرار است با صرف زمان محاسباتی بالا کمترین هزینه عملیاتی ممکن را به صورت مینیمم بدست آورد). در این شکل محور افقی ماه‌های مختلف سال، محور عمودی سمت چپ هزینه بهره‌برداری و محور عمودی سمت راست درصد افزایش هزینه بهره‌برداری ماهیانه در مقایسه با مدیریت انرژی از روش بهینه‌سازی ژنتیک را نشان می‌دهند. مطابق با شکل هزینه بهره‌برداری در ماه‌های میانی سال (تقریباً ماه‌های ۵ الی ۱۰) بدلیل استفاده بیشتر از موتور برق گازسوز بالاتر بوده است و از حدود ۵۰۰ دلار در ماه به ۱۷۰۰ دلار در ماه نیز رسیده است. مطابق با شکل افزایش هزینه بهره‌برداری با مدیریت انرژی از روش مبتنی بر یادگیری کیو در مقایسه با روش بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک بسیار ناچیز بوده، بطوری که در طول یک سال، هزینه بهره‌برداری مربوط به روش مبتنی بر یادگیری کیو ۱۰۰۵۴ دلار و روش بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک، ۱۰۰۵۰ دلار محاسبه گشت. این در حالی است که حجم محاسبات بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک بسیار بیشتر از روش یادگیری کیو است.

لذا در حالی که ۸۷۶۰ بار بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک برای ساعات مختلف در طول سال (با جمعیت ۳۰۰ و تعداد تکرار ۴۰۰) صورت پذیرفت، تنها یک بار محاسبه مقادیر Q با ۵۰۰۰ تکرار، هزینه بهره‌برداری سالانه یکسانی را برای سیستم انرژی به دنبال داشت (حدود ۲٫۵ برابر زمان محاسبه برای روش یادگیری کیو کاهش پیدا نمود).



شکل ۱- مقایسه هزینه بهره‌برداری سالانه سیستم با مدیریت انرژی از روش‌های مبتنی بر یادگیری کیو و قانون-محور با مدیریت انرژی از بهینه‌سازی توسط الگوریتم ژنتیک

¹ Load Following (LF)

² Homer

از سوی دیگر، هزینه بهره‌برداری برای یک سال با مدیریت انرژی قانون-محور تعقیب بار ۱۰۲۹۷ دلار (حدود ۲/۵٪ بیشتر از روش‌های مبتنی بر یادگیری کیو و الگوریتم ژنتیک) شد. همچنین مشخص گردید در طول یک سال، با مدیریت انرژی مبتنی بر یادگیری کیو و بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک، تقریباً ۳۶۶۰ kg سوخت ال‌پی‌جی مصرف و ۱۰۸۴۰kg دی‌اکسیدکربن تولید می‌شود. در حالی که با الگوی تعقیب بار از روش قانون محور، ۳۷۹۷ kg سوخت ال‌پی‌جی مصرف و ۱۱۲۵۸kg دی‌اکسیدکربن تولید شده است (۳/۸٪ بیشتر).

۶- جمع‌بندی

مسئله مدیریت انرژی سیستمی که متشکل از صفحات فتوولتائیک، توربین بادی، موتور برق گازسوز و باتری است، مورد بررسی قرار گرفت. روشی بر مبنای الگوریتم یادگیری کیو ارائه داده شد که مسئله مدیریت انرژی را با کمترین هزینه بهره‌برداری اعمال نماید. در این مسئله، سیستم مدیریت انرژی به عنوان عاملی در نظر گرفته شد که با قرارگیری در وضعیت‌های مختلف از نظر شارژ باتری، انرژی خالص موجود در ساعت حاضر و همچنین ساعت آینده، عمل مدیریتی را انجام دهد. این عمل که میزان تولید برق موتور برق گازسوز است در ادامه براساس هزینه بهره‌برداری سیستم، با پاداشی همراه خواهد شد و سیستم مدیریت انرژی خواهد دانست که چگونه در هر وضعیت بهترین تصمیم را انجام دهد.

مهمترین نتایج و دست‌آورد‌های این تحقیق عبارتند از:

در روش ارائه شده مدیریت سیستم انرژی، آنچه باید این سیستم انرژی انجام دهد، به صورت جامع و بدون وابستگی به شرایط آب و هوایی و تاریخچه بار مصرفی از قبل محاسبه و پیشنهاد می‌گردد (شکل ۷) و در ادامه قابل پیاده‌سازی بر روی موارد مطالعاتی مختلف و شرایط جوی متفاوت است. به عنوان نمونه شرایط جوی و بار متغیر مربوط به ۸۷۶۰ ساعت سال یک مورد مطالعاتی مورد بررسی قرار گرفت.

این روش با دو روش مدیریتی بهینه‌سازی لحظه‌ای با الگوریتم ژنتیک و الگوی تعقیب بار از روش قانون-محور مقایسه شد. مشاهده گشت که هزینه بهره‌برداری سالیانه سیستم با روش یادگیری کیو در مقایسه با الگوی تعقیب بار از ۱۰۲۹۷ به ۱۰۰۵۴ دلار کاهش می‌یابد (۲/۴٪ کاهش). همچنین، روش یادگیری کیو هزینه بهره‌برداری سالیانه تقریباً یکسانی با روش الگوریتم ژنتیک (۱۰۰۵۰ دلار) ارائه داد. هرچند باید دانست که روش یادگیری کیو محاسبات جامع خود را برای سیستم انرژی به انجام می‌رساند و در زمان اعمال مدیریت، تنها از جواب‌ها استفاده می‌نماید، در صورتیکه الگوریتم ژنتیک ۸۷۶۰ بار برای هر ساعت سال اعمال گشت. بعلاوه مشخص گردید که در هر سه روش مدیریت انرژی مبتنی بر یادگیری کیو، الگوریتم ژنتیک و الگوی تعقیب بار از روش قانون-محور، مقدار ۸۱/۹٪ از بار الکتریکی از منابع تجدیدپذیر (خورشیدی و بادی) تأمین می‌گردد. هرچند که این سه روش مدیریت انرژی، میزان یکسانی از ژنراتور برق تولید نمودند، اما در روش‌های یادگیری کیو و الگوریتم ژنتیک بدلیل عملکرد ژنراتور در راندمان‌های بالاتر مصرف سوخت به ۳۶۶۰ kg سوخت ال‌پی‌جی در سال در مقابل الگوی تعقیب بار از روش قانون-محور با ۳۷۹۷ kg سوخت ال‌پی‌جی در سال رسید. مدیریت سیستم انرژی سعی در استفاده نمودن از ژنراتور در توان‌های نامی داشت تا با کارایی آن در راندمان بالاتر هزینه بهره‌برداری را کاهش دهد.

پژوهش های آتی در این حوزه، سعی در کوچک نمودن بازه های گسسته سازی مسئله برای کاهش خطای گرد کردن مقادیر، گسترش مسئله با افزایش تعداد المان های تصمیم گیری بر مسائل پیچیده تر و همچنین افزایش پله های افق زمانی تصمیم گیری خواهد داشت.

مراجع

- [1] Gupta, S.K., and Purohit, P., “Renewable Energy Certificate Mechanism in India: A Preliminary Assessment”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 22, pp. 380-392, (2013).
- [2] Tian, Z., and Seifi, A.A., “Reliability Analysis of Hybrid Energy System”, *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, Vol. 21(03), Article Number. 1450011, (2014).
- [3] Olatomiwa, L., Mekhilef, S., Ismail, M.S., and Moghavvemi, M., “Energy Management Strategies in Hybrid Renewable Energy Systems: A Review”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 62, pp. 821-835, (2016).
- [4] Azuatalam, D., Paridari, K., Ma, Y., Förstl, M., Chapman, A.C., and Verbič, G., “Energy Management of Small-scale PV-battery Systems: A Systematic Review Considering Practical Implementation, Computational Requirements, Quality of Input Data and Battery Degradation”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 112, pp. 555-570, (2019).
- [5] Kadri, A., Marzougui, H., Aouiti, A., and Bacha, F., “Energy Management and Control Strategy for a DFIG Wind Turbine/Fuel Cell Hybrid System with Super Capacitor Storage System”, *Energy*, Vol. 192, Article Number. 116518, (2020).
- [6] Sun, C., Sun, F., and Moura, S.J., “Data Enabled Predictive Energy Management of a PV Battery Smart Home Nanogrid”, *American Control Conference (ACC), IEEE, Chicago, USA*, pp. 1023-1028. (2015).
- [7] Dursun, E., and Kilic, O., “Comparative Evaluation of Different Power Management Strategies of a Stand-alone PV/Wind/PEMFC Hybrid Power System”, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 34(1), pp. 81-89, (2012).
- [8] Castañeda, M., Cano, A., Jurado, F., Sánchez, H., and Fernández, L.M., “Sizing Optimization, Dynamic Modeling and Energy Management Strategies of a Stand-alone PV/Hydrogen/Battery-based Hybrid System”, *International Journal of Hydrogen Energy*, Vol. 38(10), pp. 3830-3845, (2013).
- [9] Askarzadeh, A., “A Memory-based Genetic Algorithm for Optimization of Power Generation in a Microgrid”, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 9(3), pp.1081-1089, (2018).

- [10] Qi, W., Liu, J., Chen, X., and Christofides, P.D., “Supervisory Predictive Control of Standalone Wind/Solar Energy Generation Systems”, *Control Systems Technology, IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 19(1), pp. 199-207, (2011).
- [11] Yahyaoui, I., Yahyaoui, A., Chaabene, M., and Tadeo, F., “Energy Management for a Stand-alone Photovoltaic-wind System Suitable for Rural Electrification”, *Sustainable Cities and Society*, Vol. 25, pp. 90-101, (2016).
- [12] Kim, S., and Lim, H., “Reinforcement Learning Based Energy Management Algorithm for Smart Energy Buildings”, *Energies*, doi.org/10.3390/en11082010, Vol. 11(8), (2018).
- [13] Leo, R., Milton, R.S., and Sibi, S., “Reinforcement Learning for Optimal Energy Management of a Solar Microgrid”, *Global Humanitarian Technology Conference- South Asia Satellite (GHTC-SAS)*, IEEE, Trivandrum, India, pp. 183-188, (2014).
- [14] Dalamagkidis, K., Kolokotsa, D., Kalaitzakis, K., and Stavrakakis, G.S., “Reinforcement Learning for Energy Conservation and Comfort in Buildings”, *Building and Environment*, Vol. 42(7), pp. 2686-2698, (2007).
- [15] Saloux, E., Teyssedou, A., and Sorin, M., “Explicit Model of Photovoltaic Panels to Determine Voltages and Currents at the Maximum Power Point”, *Solar Energy*, Vol. 85(5), pp. 713-722, (2011).
- [16] Luque, A., and Hegedus, S., (Eds.), “*Handbook of Photovoltaic Science and Engineering*”, 2nd Edition, John Wiley and Sons, West Sussex, England, United Kingdom, (2011).
- [17] Fesharaki, V.J., Dehghani, M., Fesharaki, J.J., and Tavasoli, H., “The Effect of Temperature on Photovoltaic Cell Efficiency”, In *Proceedings of the 1st International Conference on Emerging Trends in Energy Conservation–ETEC*, Tehran, Iran, pp. 20-21, (2011).
- [18] Manwell, J.F., McGowan, J.G., and Rogers, A.L., “*Wind Energy Explained: Theory, Design and Application*”, 2nd Edition, John Wiley and Sons, West Sussex, England, United Kingdom (2010).
- [19] Chang, T.P., Liu, F.J., Ko, H.H., Cheng, S.P., Sun, L.C., and Kuo, S.C., “Comparative Analysis on Power Curve Models of Wind Turbine Generator in Estimating Capacity Factor”, *Energy*, Vol. 73, pp. 88-95, (2014).
- [20] Approximate Natural Gas Generator Fuel Consumption Chart | Diesel Service. (2017), Dieselserviceandsupply.com, Retrieved 12 January 2017, from http://www.dieselserviceandsupply.com/Natural_Gas_Fuel_Consumption.aspx.
- [21] Barley, C.D., and Winn, C.B., “Optimal Dispatch Strategy in Remote Hybrid Power Systems”, *Solar Energy*, Vol. 58(4-6), pp. 165-179, (1996).
- [22] Aghaei, J., and Alizadeh, M. I., “Multi-objective Self-scheduling of CHP (Combined Heat and Power)-based Microgrids Considering Demand Response Programs and ESSs (Energy Storage Systems)”, *Energy*, Vol. 55, pp. 1044-1054, (2013).

- [23] Sutton, R.S., and Barto, A.G., “*Introduction to Reinforcement Learning*”, Cambridge: MIT Press, Massachusetts, London, England, Vol. 135, (1998).
- [24] Meteonorm, (2022), Meteonorm.com. Retrieved 23 December 2022, from <http://meteonorm.com/>.
- [25] Ministry of Energy, Renewable Energy and Energy Efficiency Organization (SATBA), (2022), Satba.gov.ir, Retrieved 23 December 2022, from <https://www.satba.gov.ir/en/news/1098/Renewable-Energy-Reports2017>.
- [26] Multicrystalline Solar Panels | Yingli Solar, (2016), Yinglisolar.co, Retrieved 20 September 2016, from <http://www.yinglisolar.com/>.
- [27] Jiangsu NaiEr Wind Power Technology Development Co., Ltd. (2016), Wxnaier.com, Retrieved 22 August 2016, from <http://www.wxnaier.com>.
- [28] EC POWER. (2017), Ecpower.eu., Retrieved 22 December 2017, from <https://www.ecpower.eu/en/>.
- [29] KOHLER Generators, (2017), Retrieved 22 December 2017, from <https://kohlerpower.com/en/residential/generators>.
- [30] User, S. Amitisenergy.com, Retrieved 20 september 2016, from <http://amitisenergy.com/>.
- [31] Hendron, R., Anderson, R., Christensen, C., Eastment, M., and Reeves, P., “Development of an Energy Savings Benchmark for All Residential End-uses”, Proceedings of SIMBUILD, August 4-6, Boulder, Colorado, (2004).
- [32] Household Consumption Management Software, (2016), Pishruncontrol.com, Retrieved 19 December 2016, from <http://www.pishruncontrol.com/post/9>.
- [33] Modern Afrough Company, (2017), Modernafrough.pcn.ir, Retrieved 11 July 2017, from <http://www.modernafrough.pcn.ir>.
- [34] TOTALGAZ, (2016), Total.com.b., Retrieved 10 December 2016, from <http://www.total.com.bd/lpg-for-consumers/about-lpg>.
- [35] National Iranian Gas Company, (2016), Nigc.ir, Retrieved 27 June 2016, from <http://www.nigc.ir/Portal/Home/>.
- [36] Zambolin, E., and Del Col, D., “An Improved Procedure for the Experimental Characterization of Optical Efficiency in Evacuated Tube Solar Collectors”, Renewable Energy, Vol. 43, pp. 37-46, (2012).
- [37] Jiangsu NaiEr Wind Power Technology Development Co., Ltd., (2016), Wxnaier.com, Retrieved 22 August 2016, from <http://www.wxnaier.com>.
- [38] HOPPECKE - Power from Innovation: HOPPECKE, (2018), Hoppecke.com, Retrieved 3 August 2018, from <http://www.hoppecke.com>.

[39] HOMER - Hybrid Renewable and Distributed Generation System Design Software, (2019), Retrieved 6 March 2019, from <https://www.homerenergy.com>.

فهرست نمادهای انگلیسی

انرژی ذخیره شده موجود	ASE
عمل	a
هزینه بهره برداری	Cost
مقدار ثابت	c
انرژی	E
کلکتور لوله خلأ	ET
مدیریت انرژی با استراتژی تعقیب بار الکتریکی	LF
الگوریتم ژنتیک	GA
ارتفاع (m)	h
جریان (A)	I
مقدار ثابت	k
ارزش حرارتی پایین سوخت (MJ/kg)	LHV
گاز مایع	LPG
جرم (kg)	M
نگهداری	Maint
کنترل پیش بینی مدل	MPC
تعداد	N
توان (W)	P
تابع عمل-وضعیت	Q
شدت تابش (W)	q
مقدار مثبت شارژ الکترون (C)	qe
پاداش	r
وضعیت شارژ باتری	SOC
انتشار ویژه دی اکسید کربن (kg/kWh)	Spco
وضعیت	s
وضعیت پله زمانی آینده	's

T	دما ($^{\circ}\text{K}$)
V	ولتاژ (V)
v	سرعت باد (m/s)

نمادهای یونانی

α	نرخ یادگیری
β	مقدار ثابت
γ	نرخ تخفیف
μ	ضریب دمایی
φ	ضریب قیمت (\$/kwh)
ψ_{CO_2}	ضریب انتشار آلاینده (\$/kgCO ₂)
ε	احتمال عمل اتفاقی
Γ	ضریب کیفیت دیود

زیر نویس‌ها

amb	محیط
B	بولتزمن
Bat	باتری
ci	سرعت باد شروع حرکت
co	سرعت باد قطع عملکرد
Gen	ژنراتور
hub	مرکز توربین
I	جریان
INC	تشعشع برخوردی
in	ورودی
LPG	گاز مایع
NOCT	دمای عملکردی نامی سلول
o	پولاریزاسیون معکوس
out	خروجی
oc	مدار باز
par	بار جزئی
r	مقدار اسمی
nom	نامی
Max	بیشینه

کمینه	Min
نقطه حداکثر توان	Mp
جریان نوری	ph
شرایط مرجع	Ref
ساختار متوالی	se
اتصال کوتاه	sc
پله زمانی	t
ولتاژ	V

Abstract

This paper presents a new method of energy management (EM). The proposed method was defined as a reinforcement learning problem for a system consisting of solar panels, wind turbines, gas engines and batteries. The best corresponding energy managements for all the possible system states were found by employing the Q-learning algorithm to solve the EM problem. These results were then used for managing the power supply of four residential buildings in Negin Island Bushehr located in the southwest of Iran. The simulation was performed for 8760 hours of a year. The proposed energy management method was compared with the load following energy management, which resulted in a 2.4% reduction in annual operational costs and a 3.7% reduction in CO₂ emissions. With the same quality of the results, the new EM method took about 2.5 times less computational time compared to the optimum energy management performed by genetic algorithm. The effect of iteration number on the convergence of algorithm was also investigated.