



PSC 2012
INTERNATIONAL POWER
SYSTEM CONFERENCE
12-14 NOV 2012 TEHRAN/IRAN

بیست و هفتمین
کنفرانس بین المللی برق
PSC 2012 تهران - ایران



قیمت‌دهی در بازار برق به کمک Q-Learning و قدرت بازار

12-F-EPM-1990

رضا کاکولاریمی^۱، محمدباقر نقیبی سیستانی^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد برق، reza.kakolarimi@stu-mail.um.ac.ir

^۲ استادیار گروه برق، mb.naghbi@um.ac.ir

"دانشگاه فردوسی مشهد"

مشهد، ایران

واژه‌های کلیدی: بازار برق، قدرت بازار، Q-Learning

چکیده:

تجربه‌ی تجدید ساختار در بسیاری از کشورهای جهان نشان می‌دهد که علی‌رغم اندیشه‌ی ایجاد بازار رقابتی، متأسفانه بازاری با رقابت کامل محقق نشده است و برخی از بازیگران توانایی اعمال قدرت بازار را دارا می‌باشند. در بازارهای با رقابت ناکامل، تولیدکنندگان درمی‌یابند که اگر در قیمتی بالاتر از هزینه‌ی حدی‌شان پیشنهاد دهند، ممکن است سود بیشتری به‌دست آورند. بنابراین استراتژی قیمت‌دهی به یکی از چالش‌برانگیزترین مسائل برای تولیدکنندگان تبدیل شده است. روش‌های متنوعی برای قیمت‌دهی در مقاله‌های مختلف ارائه شده است، که یکی از پرطرفدارترین این روش‌ها در سال‌های اخیر، الگوریتم Q-Learning (QL) می‌باشد. الگوریتم QL این توانایی را دارد که از تجربیات خود درس بگیرد و به بهترین سیاست برای عملکرد در محیط برسد. اما این الگوریتم هموار خود را در برابر یک چالش بزرگ می‌بیند. و آن چالش دو راهی بین بهره‌برداری (exploitation) بسنده‌کردن به تجربیات گذشته و کاوش (exploration) کاوش برای تجربیات جدید می‌باشد. در این مقاله یک الگوریتم QL تطبیقی جدید معرفی

می‌کنیم و از قدرت بازار برای تنظیم میزان کاوش‌اش استفاده می‌کنیم. روش پیشنهادی در یک بازار برق حوضجه‌ی توان شبیه‌سازی شده است. نتایج شبیه‌سازی سودآوری بیشتر روش پیشنهادی را نسبت به QL با پارامترهای ثابت نشان می‌دهد.

۱- مقدمه

انگیزه‌ی ایجاد فضای رقابتی از طریق خصوصی‌سازی، امید به کاهش قیمت برق و در نتیجه بهره‌وری مناسب‌تر اقتصادی، ارائه‌ی برق از طریق نظام بازاری و شکستن فضای انحصاری صنعت برق، تحلیل‌گران و سیاست‌گذاران عرصه‌ی صنعت برق را به اندیشه‌ی تجدید ساختار صنعت برق ترغیب نمود [1,2]. علی‌رغم حرکت صنعت برق به سوی بازارهای آزاد رقابتی، هنوز در بسیاری از کشورهای جهان این گذار به‌صورت کامل انجام نگرفته و هنوز شرایط بازاری با رقابت کامل فراهم نشده است [3,4]. در بازارهای با رقابت ناکامل شرکت‌کنندگان درمی‌یابند که اگر در قیمتی بالاتر از هزینه‌ی حدی‌شان پیشنهاد دهند امکان این‌که به سود بیشتری دست‌یابند وجود دارد. بنابراین نیاز به مدل‌های

بیست و هفتمین کنفرانس بین‌المللی برق

قیمت‌دهی مناسب بیش از پیش احساس می‌شود. رقابت ناکامل، اطلاعات نامتقارن، و ویژگی‌های فنی و اقتصادی صنعت برق، بازار برق را در زمره‌ی بازارهای بسیار پیچیده قرار می‌دهد [5,6]. این پیچیدگی‌ها اکثر روش‌های مدل‌سازی سنتی را با محدودیت‌هایی مواجه می‌کند. مدل‌های سنتی تعادلی یا رفتار استراتژیک را در نظر نمی‌گیرند یا فرض می‌کنند که بازیگران همه‌ی اطلاعات مربوط به دیگر بازیگران را در اختیار دارند. اقتصاد محاسباتی مبتنی بر عامل [7] یکی از روش‌های جدید و جذابی است که پتانسیل زیادی برای غلبه بر کمبودهای روش‌های سنتی دارد. در یک محیط اقتصادی محاسباتی، بازیگران بازار به صورت عامل‌هایی که می‌توانند رفتار استراتژیک‌شان را از طریق تجربیات‌شان بهبود دهند، مدل‌سازی می‌شوند. در این مقاله از QL [8] که یکی از الگوریتم‌های موفق در زمینه‌ی الگوریتم‌های مبتنی بر عامل می‌باشد برای مدل‌سازی مبتنی بر عامل بازار برق حوضچه‌ی توان استفاده شده است. در یک محیط بازاری، هر بازیگر تنها به اطلاعات شخصی و اطلاعات عمومی بازار دسترسی دارد و در مورد خصوصیات فنی و رفتاری رقبایش چیزی نمی‌داند. الگوریتم QL از این جهت که برای عملکردش به مدل سیستم احتیاجی ندارد، برای مدل‌کردن رفتار چنین بازیگرانی بسیار مناسب می‌باشد. در مقالات مختلف در زمینه‌ی مدل‌سازی مبتنی بر عامل بازار برق، از این الگوریتم به شکل‌های گوناگونی استفاده شده است. مرجع [9] از الگوریتم QL برای بررسی تاثیر رفتار استراتژیک بازیگران روی قیمت بازار استفاده کرده است در حالی که فرض شده هیچ‌کدام از بازیگران قدرت بازار ندارند. نقیبی و هم‌کاران [10] از یک الگوریتم QL اصلاح شده به نام Q-adjusted annealing برای قیمت‌دهی در یک بازار برق استفاده کرده‌اند و نشان داده‌اند که این الگوریتم بدون داشتن اطلاعاتی از رفتار رقبای می‌تواند به استراتژی بهینه همگرا شود. مرجع [11] از simulated annealing QL برای آنالیز احتکار ظرفیت و تباری میان بازیگران بازار استفاده کرده است.

این مقاله نشان داده است که حتی در شرایط رقابتی، امکان تباری وجود دارد. مرجع [12] از QL برای مقایسه‌ی دو مکانیزم قیمت‌دهی یکنواخت و Vickery استفاده کرده است. در مرجع [13] الگوریتم QL برای تعیین ضرایب تابع خطی پیشنهادی قیمت مورد استفاده قرار گرفته است. مرجع [14] به کمک الگوریتم QL ساده شده، رفتار بازیگران در نقطه‌ی تعادل نش بازار، برای یک سیستم قدرت با سه عامل تولید مطالعه کرده است. در این مقاله نشان داده شده است هنگامی که تنها یک نقطه‌ی تعادل نش در بازار وجود داشته باشد، الگوریتم QL قادر به یافتن آن خواهد بود. اما اگر دو نقطه‌ی تعادل وجود داشته باشد عامل‌های هوشمند مرتباً عمل خود را بین دو استراتژی متناظر با دو نقطه تعادل بازار تغییر می‌دهند. شبیه‌سازی بازار حوضچه‌ی توان به کمک الگوریتم QL با سیاست تغییر دما برای مصالحه‌ی بین بهره‌برداری و کاوش محیط در مرجع [15] مورد استفاده قرار گرفته است. هر شرکت‌کننده با تغییر شیب منحنی هزینه‌ی حدی تولید سعی می‌کند استراتژی مناسب را برای دو هزینه‌ی تولید بالا و هزینه‌ی تولید پایین محاسبه کند. در این مقاله فرض شده که بازار رقابتی کامل است و هیچ‌کدام از بازیگران قدرت بازار ندارند. مرجع [16] از پارامترهای قدرت بازار برای اندازه‌گیری میزان ریسک‌پذیری عامل‌های تولید استفاده کرده است. سپس از میزان ریسک‌پذیری عامل‌های تولید، پارامترهای الگوریتم QL را به صورت تطبیقی در طول شبیه‌سازی تغییر داده است. وجود بازیگران استراتژیک مختلف در بازار برق، این بازار را به محیطی متشکل از عامل‌های متنوعی تبدیل کرده و روند یادگیری را با چالش‌هایی روبرو کرده است. در واقع چندعامله بودن بازار برق فرض ایستا بودن (stationary) بازار را به‌عنوان یک محیط، زیر سؤال می‌برد. در واقع با یک محیط نایستای تصادفی (stochastic) در بازار برق روبرو هستیم. در چنین محیطی توازن بین بهره‌برداری و کاوش نیازمند یک رویکرد موشکافانه می‌باشد. از طرفی

همان‌طور که گفته شد چند انحصاری بودن بازار برق، امکان رقابت کامل بین بازیگران را از بین می‌برد و بازیگران امکان اعمال قدرت بازار را خواهند داشت. در این مقاله از میزان قدرت بازار یک تولیدکننده برای توازن بین بهره‌برداری و کاوش استفاده شده است.

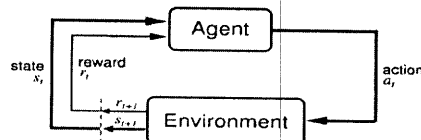
بخش‌های مختلف این مقاله عبارت‌اند از: در بخش ۲ یادگیری تقویتی و الگوریتم QL به‌عنوان قالب مبتنی بر عامل برای شبیه‌سازی رفتار قیمت‌دهی تولیدکنندگان در یک بازار برق محاسباتی مختصراً معرفی می‌شوند. در بخش ۳ مفهوم قدرت‌بازار و روشی که در این مقاله برای محاسبه قدرت بازار استفاده می‌شود توضیح داده شده است. در بخش ۴ ایده اصلی این مقاله معرفی می‌گردد. در بخش ۵ ویژگی‌های بازار برق تحت مطالعه برشمرده می‌شود و در بخش ۶ نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی در بازار برق تحت مطالعه آورده شده است. و نهایتاً بخش ۷ خلاصه‌ای از نتایج مهم را در بردارد.

بخش‌های مختلف این مقاله عبارت‌اند از: در بخش ۲ یادگیری تقویتی و الگوریتم QL به‌عنوان قالب مبتنی بر عامل برای شبیه‌سازی رفتار قیمت‌دهی تولیدکنندگان در یک بازار برق محاسباتی مختصراً معرفی می‌شوند. در بخش ۳ مفهوم قدرت‌بازار و روشی که در این مقاله برای محاسبه قدرت بازار استفاده می‌شود توضیح داده شده است. در بخش ۴ ایده اصلی این مقاله معرفی می‌گردد. در بخش ۵ ویژگی‌های بازار برق تحت مطالعه برشمرده می‌شود و در بخش ۶ نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی در بازار برق تحت مطالعه آورده شده است. و نهایتاً بخش ۷ خلاصه‌ای از نتایج مهم را در بردارد.

نهایتاً بخش ۷ خلاصه‌ای از نتایج مهم را در بردارد.

۲- یادگیری تقویتی

یادگیری تقویتی به دنبال پیدا کردن نگاشتی است که در هر موقعیتی بگوید بهترین عمل برای انجام چیست؟ در این‌گونه از یادگیری به یادگیرنده گفته نمی‌شود که کدام عمل را انتخاب کند بلکه خود یادگیرنده باید عمل‌هایی را که بیشترین پاداش را برایش به ارمغان می‌آورد را کشف کند. این یادگیری از طریق سعی و خطا یا به عبارت دیگر تعامل پی‌درپی یادگیرنده صورت می‌پذیرد. یادگیرنده در اینجا "عامل"، و هر آن‌چه که عامل با آن در تعامل است "محیط" نامیده می‌شود. شکل زیر تعامل عامل-محیط را نشان می‌دهد [17].



شکل ۱: دیگرام تعامل عامل - محیط

عامل و محیط در گام‌های گسسته ی زمانی $t = 1, 2, 3, \dots$ با هم تعامل می‌کنند. با فرض این‌که

در اینجا α نرخ یادگیری و γ نرخ کاهشی می‌باشد.

عامل در طول فرآیند یادگیری در حین تعامل با محیط همواره خود را بر سر یک دو راهی می‌بیند. این‌که به تجربیاتی که تاکنون به دست آورده بسنده کند و در هر حالت همان عملی را انتخاب کند که قبلاً بیشترین پاداش را برایش به ارمغان آورده، یا این‌که عمل‌های دیگری را انتخاب کند تا اطلاعات یا تجربیات جدید را به دست آورد به امید این‌که پاداش بیشتری کسب کند [18,19].

این دو راهی تحت عنوان دو راهی کاوش-بهره‌برداری مطرح می‌شود که یکی از چالش‌های بزرگ در یادگیری تقویتی می‌باشد. سیاست‌های متفاوتی در برخورد با این دو راهی مطرح شده است، که یکی از پرکاربردترین آن‌ها سیاست اپسیلون-حریصانه [8] می‌باشد. در این سیاست

بیشتر استفاده کنند. در این مقاله ما از دیدگاه دوم مسئله قدرت بازار را بررسی می‌کنیم و از آن برای بهبود استراتژی‌های قیمت‌دهی تولیدکنندگان استفاده می‌کنیم. در بازار برق شاخص‌های ساختاری و رفتاری متفاوتی برای سنجش قدرت بازار وجود دارد. از جمله این شاخص‌ها، دو شاخص "وجود قدرت بازار" و شاخص "لرنر" می‌باشند، که به ترتیب به صورت زیر تعریف می‌شوند: [23,16]

$$MPEI = \begin{cases} 1 & \exists g > 0 \ni SF(g) = \rho_m \& LI > 0 \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$LI = (\rho_m - MC(g)) / \rho_m \quad (3)$$

در این جا g میزان توان تولید شده، SF تابع عرضه‌ی تولیدکننده، ρ_m قیمت تسویه‌ی بازار، LI شاخص لرنر، $MPEI$ شاخص وجود قدرت بازار، و $MC(g)$ هزینه‌ی حدى تولیدکننده به ازای توان تولیدی g می‌باشد. با گرفتن متوسط زمانی از شاخص‌های فوق، به دو شاخص زیر می‌رسیم: [24]

۱- دوره قدرت بازار: که به صورت متوسط زمانی شاخص وجود قدرت بازار در دوره‌ی زمانی T تعریف می‌شود.

۲- دامنه‌ی قدرت بازار: که به صورت متوسط شاخص لرنر روی بخشی از دوره‌ی زمانی T که شاخص وجود قدرت بازار مقدار یک را دارد تعریف می‌شود.

$$DMP_{i,T} = \frac{1}{T} \sum_{h=-T+1}^t MPEI_h \quad (4)$$

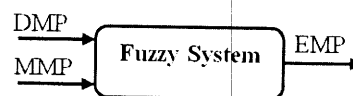
$$MMP_{i,T} = \begin{cases} \frac{\sum_{h=-T+1}^t MPEI_h * LI_h}{\sum_{h=-T+1}^t MPEI_h} & DMP_{i,T} \neq 0 \\ 0 & DMP_{i,T} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

مرجع [24] با ترکیب این دو شاخص در قالب یک سیستم فازی (شکل (2)) شاخص جدیدی را برای سنجش قدرت بازار معرفی کرده است. و نشان داده است که شاخص معرفی شده نسبت به سایر شاخص‌های متداول، قدرت بازار تولیدکننده را با دقت بیشتری اندازه‌گیری می‌کند. در این مقاله از این شاخص (EMP) برای سنجش قدرت بازار استفاده شده است.

یادگیری، یک پارامتر $0 < \epsilon < 1$ میزان انحراف عامل از رفتار حریصانه را کنترل می‌کند. در هر گام عامل با احتمال $1 - \epsilon$ عمل حریصانه و با احتمال ϵ یک عمل را به صورت تصادفی انتخاب می‌کند. مقادیر بزرگ ϵ ، عامل را مجبور می‌کند که به میزان بیشتری به کاوش تجربیات جدید بپردازد و مقادیر کوچک ϵ ، عامل را مجبور می‌کند که به تجربیات قبلی بیشتر تکیه کند. بنابراین تنظیم مقدار ϵ در محیط‌های مختلف خود یک مسئله‌ی چالش برانگیز خواهد بود [17]. مخصوصاً اگر با یک کاربرد چندعامله روبرو باشیم. چرا که در چنین کاربردهایی فرض ایستا بودن محیط فرض چندان قابل قبولی نیست، به این خاطر که عامل‌ها برای دست‌یابی به سود بیشتر دائماً استراتژی‌شان را تغییر می‌دهند. در چنین وضعیتی فرم جدیدی از دو راهی کاوش-بهره‌برداری پدیدار می‌شود چرا که عامل از طرفی باید مقدار مناسبی کاوش انجام دهد تا خودش را با تغییرات محیط وقف دهد و از طرفی باید میزان این کاوش را به حداقل برساند زمانی که احساس می‌کند محیط به یک محیط ایستا تبدیل شده است [20]. در این مقاله از قدرت بازار تولیدکنندگان برای مصالحه‌ی بین بهره‌برداری و کاوش استفاده شده است.

۳- قدرت بازار

قدرت بازار یک فروشنده به صورت توانایی فروشنده در حفظ سودمندانه‌ی قیمت بازار بیش از سطح رقابتی برای یک دوره‌ی زمانی قابل توجه تعریف می‌شود [21]. قدرت بازار از جمله نشانه‌های یک فضای با رقابت ناکامل است و به کارگیری قدرت بازار می‌تواند منجر به افزایش قیمت بازار و کاهش کارایی بازار گردد [22]. قدرت بازار همواره از دو دیدگاه قابل تحلیل می‌باشد. از دیدگاه بهره‌بردار بازار که هدف‌اش این است که برای افزایش بهره‌وری اقتصادی، قدرت بازار تولیدکنندگان را با ایجاد تغییرات ساختاری یا قانونی کاهش دهد. و از دیدگاه تولیدکنندگان که از قدرت بازار خود در جهت سودآوری



شکل ۲: تخمین‌گر فازی قدرت بازار

می‌کند که در طول زمان میزان کاوش را کاهش دهد، چرا که هنگامی که این عامل یادگرفت که چه قیمتی را باید پیشنهاد دهد، در این صورت هرگونه کاوش اضافی غیرمنطقی خواهد بود، و عامل بهتر است همواره همان قیمتی را پیشنهاد دهد که بهترین است. در این مقاله از پارامتر قدرت بازار EMP که در بخش قبل معرفی شد به صورت زیر برای تنظیم ϵ استفاده شده است.

$$\epsilon = \begin{cases} \epsilon_0 & EMP < EMP_0 \\ 1 - EMP & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

در این مقاله مقادیر ϵ_0 و EMP_0 به ترتیب، 0.2 و 0.8 انتخاب شده‌اند. توجه شود، طبق تعریف مرجع [24] رابطه‌ی $0 \leq EMP \leq 1$ همواره برقرار است.

۵- شبیه‌سازی

برای بررسی چگونگی عملکرد AQL معرفی شده و مقایسه‌ی آن با QL با پارامترهای ثابت، یک سیستم تست ۱۱ باسه با ۱۷ خط انتقال و ۱۳ ژنراتور، در قالب شبیه‌سازی مبتنی بر عامل، مدل‌سازی شده است. سیستم تست ۱۱ باسه در شکل ۳ نشان داده شده است. و اطلاعات مربوط به ضرایب تابع هزینه‌ی ژنراتورها، ماکزیمم توان تولیدی‌شان و بار مصرفی هر باس در جدول ۱ آمده است. توجه شود که تابع هزینه‌ی ژنراتورها درجه‌ی دو است:

$$C(g) = c.g^2 + b.g + a \quad (7)$$

در هر باس یک ژنراتور وجود دارد به جز باس ۱۱ که سه ژنراتور دارد. یک بازار برق پول ساعت بعد با مکانیزم تسویه‌ی یکنواخت در نظر گرفته شده است. در هر ساعت ژنراتورها تابع عرضه‌ی خود را پیشنهاد می‌دهند. فرض شده است که ژنراتورها همواره مینیمم توان و ماکزیمم توان یکسانی را پیشنهاد می‌دهند و برای سود آوری بیشتر مانند شکل ۵ سعی می‌کنند که شیب و عرض از مبدأ تابع عرضه‌ی پیشنهادی را تغییر دهند، سپس بهره‌بردار بازار مطابق با شکل ۴ با توجه به پیشنهاد ژنراتورها، قیود مربوط به تولید ژنراتورها و خطوط انتقال و با توجه به بار مصرفی تخمین زده شده، با ماکزیمم

۴- ایده‌ی اصلی این مقاله

همان‌طور که قبلاً گفته شد در یک محیط چندعامله، فرض ایستا بودن محیط، فرض چندان قابل قبولی نیست. در چنین محیطی نیاز به کاوش همواره احساس می‌شود. یعنی مقدار ϵ در چنین محیطی باید به اندازه‌ی کافی بزرگ باشد. بازار برق به دلیل وجود عامل‌های استراتژیک مختلف، یک محیط نایستای تصادفی می‌باشد. این بدان معناست که، وقتی عاملی عملی را انتخاب می‌کند، این که حالت بعدی محیط کدام خواهد بود، نه تنها به عمل این عامل بلکه به استراتژی رفتاری دیگر عامل‌ها (عمل انتخابی‌شان) و تغییرات محیط نیز بستگی دارد. اگر قیمت بازار را به عنوان حالت محیط در نظر بگیریم و پیشنهاد قیمت را به عنوان عمل عامل، این بدان معناست که قیمت بازار (یعنی حالت محیط) تحت تاثیر قیمت پیشنهادی همه‌ی عامل‌ها با هم قرار دارد. حتی اگر عامل استراتژی خود را تغییر ندهد باز هم این احتمال وجود دارد که بقیه‌ی عامل‌ها استراتژی‌شان را تغییر دهند، بنابراین باز هم با یک محیط نایستای تصادفی روبرو خواهیم بود. اما گاهی اتفاقاتی در بازار رخ می‌دهد که یک عامل به تنهایی تعیین‌کننده‌ی قیمت بازار می‌شود. و آن زمانی است که عامل از قدرت بازار زیادی برخوردار باشد. در واقع در چنین وضعیت‌هایی، حالت بعدی محیط توسط عمل عاملی که دارای قدرت بازار است تعیین می‌شود. به بیانی بهتر، محیط "از دیدگاه این عامل" به یک محیط ایستای غیرتصادفی تبدیل می‌شود. بنابراین منطقی است که در چنین محیطی عامل در حین یادگیری نرخ کاوش خود یعنی مقدار ϵ را کاهش دهد. براساس این نگرش، در این مقاله از میزان قدرت بازار عامل تولید، برای تنظیم نرخ کاوش استفاده شده است. در واقع هرگاه عامل متوجه شد که از پتانسیل قدرت بازار مناسبی برخوردار است، سعی

در این مقاله از [25,26] MATPOWER Toolbox برای تسویه بازار کمک گرفته شده است. در این مقاله دو شبیه‌سازی در نظر گرفته شده است. در شبیه‌سازی اول فرض شده که تمامی ژنراتورها از QL با پارامترهای ثابت برای رفتار استراتژیک خود استفاده می‌کنند و در شبیه‌سازی دوم نیز فرض شده که تمامی ژنراتورها به جز ژنراتور ۱۲، از QL با پارامترهای ثابت استفاده می‌کنند و ژنراتور ۱۲ از الگوریتم AQL پیشنهادی استفاده می‌کند. سودآوری دو الگوریتم QL و AQL برای ژنراتور ۱۲ در دو شبیه‌سازی با هم مقایسه خواهد شد. مقادیر α ، γ به ترتیب 0.2، 0.2 و 0.8 انتخاب شده‌اند. برای اجرای الگوریتم QL ابتدا لازم است که حالت‌ها، عمل‌ها و تابع پاداش تعریف شوند.

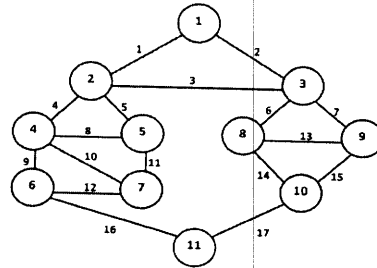
تعریف حالت‌ها: در اینجا قیمت تسویه بازار در ساعت قبلی اجرای بازار به‌عنوان حالت هر ژنراتور در نظر گرفته شده است. در واقع هر ژنراتور فاصله‌ی هزینه‌ی حدی واقعی خود و قیمت سقف بازار را به تعدادی بازی محدود تقسیم می‌کند. در این مقاله تعداد این بازه‌ها که معرف تعداد حالت‌های QL می‌باشد، شش در نظر گرفته شده است.

تعریف عمل‌ها: همان‌طور که در بالا گفته شد هر ژنراتور در هر ساعت تابع عرضه‌ی مورد نظر خود را با تغییر شیب و عرض از مبدأ آن از مقادیر واقع‌شان به بازار پیشنهاد می‌دهد. بنابراین عمل در این‌جا پیشنهاد شیب و عرض می‌باشد. تعداد کل عمل‌ها در این مقاله ۵۵ می‌باشد.

تعریف پاداش: سود به‌دست آمده برای هر ژنراتور در هر دور از بازار به‌عنوان پاداش هر ژنراتور در نظر گرفته شده است. این سود اختلاف بین هزینه‌ی تولید واقعی و درآمد حاصل از فروش توان تولیدی در قیمت تسویه‌ی بازار محاسبه می‌شود.

برای مقایسه عملکرد دو الگوریتم، سه سناریو در نظر گرفته و هر سناریو برای دو شبیه‌سازی QL و AQL اجرا شده است.

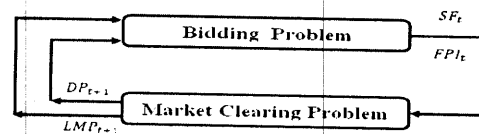
کردن رفاه اجتماعی، بازار را تسویه می‌کند، سپس قیمت تسویه‌ی بازار و میزان توان تولیدی هر ژنراتور را در اختیارشان قرار می‌دهد.



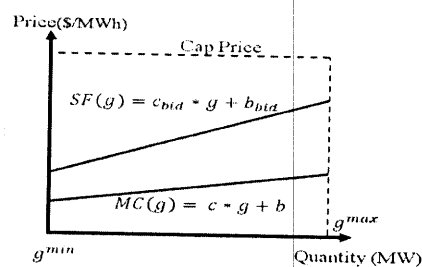
شکل ۳: دیاگرام تک‌خطی سیستم تست ۱۱ باسه

Zone	Generation				Demand	
	a_i	b_i	c_i	g_i^{max}	μ_D	σ_D
1	0	10	.004	1000	1000	50
2	0	15	.006	800	1000	50
3	0	50	.008	1500	1000	50
4	0	12	.005	2500	1000	50
5	0	15.5	.006	1500	1000	50
6	0	15.5	.007	1500	1000	50
7	0	21.5	.008	1500	1000	50
8	0	16	.006	1500	1000	50
9	0	14	.005	1500	1000	50
10	0	13	.004	1500	1000	50
11	0	16	.006	700	2000	50
	0	31	.009	2000		
	0	90	.0075	600		

جدول ۱: اطلاعات مربوط به تولید و تقاضا



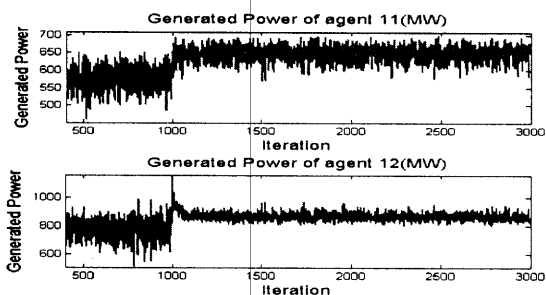
شکل ۴: مدل‌سازی مبتنی بر عامل بازار برق



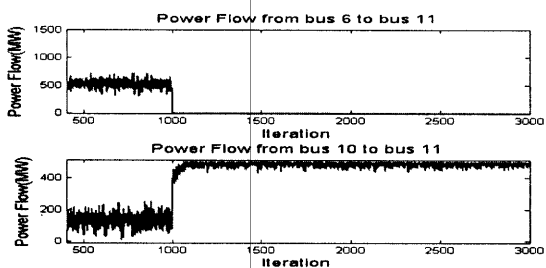
شکل ۵: تابع عرضه و هزینه‌ی حدی تولیدکنندگان

بیست و هفتمین کنفرانس بین‌المللی برق

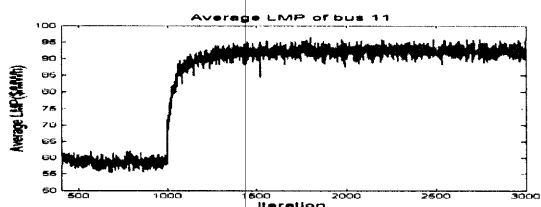
متوسط LMP باس ۱۱، در شکل ۸ نمایش داده شده است. همان‌طور که از شکل‌های ۶ و ۷ پیداست، با خروج خط ۱۶، توان عبوری از خط ۱۷ به حداکثر خود یعنی ۵۰۰ مگاوات، و توان تولیدی ژنراتور ۱۱ نیز به حداکثر خود یعنی ۷۰۰ مگاوات افزایش می‌یابد.



شکل ۶: توان تولیدی ژنراتورهای ۱۱ و ۱۲ در سناریوی ۱ (QL)



شکل ۷: توان عبوری از خطوط ۱۶ و ۱۷ در سناریوی ۱ (QL)



شکل ۸: قیمت محلی در باس ۱۱ در سناریوی ۱ (QL)

اما هنوز پاسخ‌گوی کل بار مصرفی نیستند در نتیجه ژنراتور ۱۲ به یک تولیدکننده اجباری در باس ۱۱ تبدیل می‌شود، و به کمک الگوریتم QL درمی‌یابد که می‌تواند توان بیشتری را با قیمتی بیشتر به فروش برساند. همان‌طور که در شکل ۸ ملاحظه می‌کنید LMP در باس ۱۱ به علت افزایش پیشنهاد ژنراتور ۱۲، تا قیمت سقف بازار افزایش می‌یابد. مقادیر پارامترهای قدرت بازار عامل ۱۲ در شکل ۹ آورده شده است. همان‌طور که از شکل ۹ پیداست مقدار DMP به مقدار یک افزایش یافته

سناریوی ۱: در این سناریو فرض شده که ژنراتور ۱۳ ظرفیت ۶۰۰ مگاوات به دلیل تعمیرات خاموش می‌باشد. بار هر باس مطابق با جدول ۱ می‌باشد. در ۱۰۰۰ تکرار اول، شبیه‌سازی در شرایط عملکردی نرمال اجرا می‌شود، یعنی هیچ ژنراتور و هیچ خط انتقالی از مدار خارج نمی‌شود. از تکرار ۱۰۰۰ به بعد فرض می‌شود که خط انتقال ۱۶ با ظرفیت ۱۵۰۰ مگاوات که باس‌های ۶ و ۱۱ را به هم وصل می‌کند، از مدار خارج می‌شود.

سناریوی ۲: در این سناریو فرض شده که ژنراتور ۱۳ با ظرفیت ۶۰۰ مگاوات و خط انتقال ۱۷ با ظرفیت ۵۰۰ مگاوات (که باس‌های ۱۰ و ۱۱ را به هم متصل می‌کند) در طول شبیه‌سازی در مدار نمی‌باشند. بار هر باس مطابق با جدول ۱ می‌باشد به جز باس ۱۱ که متوسط بار مصرفی اش ۲۲۰۰ مگاوات می‌باشد. در ۱۰۰۰ تکرار اول، شبیه‌سازی در شرایط عملکردی نرمال اجرا می‌شود و از تکرار ۱۰۰۰ به بعد فرض می‌شود که ژنراتور ۱۱ با ظرفیت ۷۰۰ مگاوات برای تعمیرات از مدار خارج می‌شود.

سناریوی ۳: مشابه با سناریوی ۱ است با این تفاوت که ژنراتور ۱۳، با ظرفیت ۶۰۰ مگاوات در تمام زمان بازار می‌تواند روشن باشد.

توجه شود برای حذف اثر تصادفی بودن نتایج، هر کدام از سناریوها برای هر دو شبیه‌سازی، ۵۰ بار اجرا شده است و متوسط نتایج حاصل در ادامه مقایسه شده است. همچنین چون مقدار T (روابط ۴ و ۵) در این مقاله برابر ۴۰۰ انتخاب شده است، بنابراین در هر سه سناریو، هر دو الگوریتم در ۴۰۰ تکرار اول به صورت یکسان عمل می‌کنند، به همین خاطر شکل‌هایی که در ادامه آورده شده‌اند از تکرار ۴۰۰ به بعد می‌باشند.

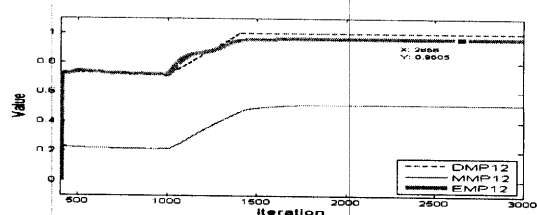
۶- نتایج شبیه‌سازی

سناریوی ۱: میزان توان تولیدی ژنراتورهای ۱۱ و ۱۲ و توان خطوط ۱۶ و ۱۷ قبل و بعد از خروج خط برای شبیه‌سازی اول (QL) به ترتیب در شکل‌های ۶ و ۷ و

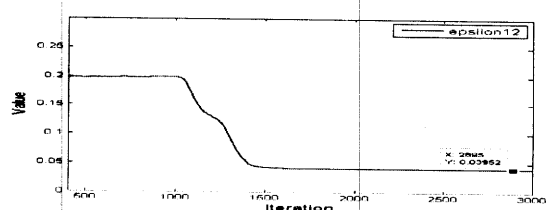
بیست و هفتمین کنفرانس بین‌المللی برق

توان تولیدی ژنراتورهای ۱۱ و ۱۲ و توان عبوری از خطوط ۱۶ و ۱۷ در شبیه‌سازی دوم در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ آورده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌کنید این مقادیر تقریباً مشابه با شبیه‌سازی قبلی می‌باشند. اما با مراجعه به LMP باس ۱۱ در این شبیه‌سازی (شکل ۱۳) درمی‌یابیم که مقدار LMP نسبت به حالت قبل (شکل ۸)، به قیمت سقف بازار نزدیک‌تر شده است. در نتیجه انتظار می‌رود که ژنراتور در این شبیه‌سازی سود بیشتری به دست آورد چون توانی مشابه با شبیه‌سازی قبل فروخته، اما قیمت‌تسویهی بازار بالاتر است. (توجه شود که با خروج خط ۱۷، ژنراتور ۱۲ یاد می‌گیرد که قیمت سقف بازار را پیشنهاد دهد. دلیل فاصله‌داشتن مقدار LMP باس ۱۱ با قیمت سقف بازار در شکل‌های مربوطه این است که هر شبیه‌سازی ۵۰ بار اجرا شده است و متوسط نتایج نمایش داده شده‌اند). برای مقایسه‌ی بهتر دو الگوریتم، سود متوسط ژنراتور ۱۲ در دو شبیه‌سازی با یکدیگر مقایسه شده و در شکل ۱۴ نمایش داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌کنید، هر چقدر که در طول زمان به جلو می‌رویم، الگوریتم AQL پیشنهادی برای ژنراتور ۱۲ سود بیشتری را به ارمغان می‌آورد به این دلیل که از طرفی یادگرفته بهترین قیمت برای پیشنهاد، قیمت سقف بازار است و از طرف دیگر میزان کاوش خود را کاهش داده (شکل ۱۰) در نتیجه حریصانه‌تر عمل کرده و همواره همین قیمت را پیشنهاد می‌دهد و از کاوش اضافی که موجب می‌شود قیمتی دورتر از سقف بازار را پیشنهاد دهد پرهیز می‌کند، بنابراین طبیعی است که سود بیشتری نیز به دست آورد. مقایسه‌ی کل سود حاصل از دو الگوریتم در جدول ۳ آورده شده است. همان‌طور که جدول نشان می‌دهد، در این سناریو الگوریتم AQL به میزان قابل توجهی سود بیشتری از الگوریتم QL به دست آورده است.

است، که نشان می‌دهد عامل ۱۲ تعیین‌کننده‌ی قیمت بازار است. از طرفی افزایش قابل توجه مقدار MMP که ناشی از افزایش LMP در باس ۱۱ است، نشان می‌دهد که ژنراتور ۱۲ می‌تواند قیمت بازار را در مدت زمان قابل توجهی به بیش از سطح رقابتی افزایش دهد. افزایش این دو مقدار باعث افزایش EMP ژنراتور ۱۲ به مقدار 0.96 شده است که این عدد برخورداری ژنراتور ۱۲ از قدرت بازار را تایید می‌کند. در واقع با این میزان پتانسیل قدرت بازار ژنراتور ۱۲ متوجه می‌شود که به تنهایی قیمت بازار در نتیجه حالت بعدی محیط را تعیین می‌کند (چون در این مقاله مقدار LMP به‌عنوان حالت‌های QL در نظر گرفته شده است). در واقع محیط از نگاه عامل ۱۲ به یک محیط ایستای غیرتصادفی تبدیل شده است. چرا که تنها خود ژنراتور ۱۲ با عمل جاری خود، حالت بعدی محیط را تعیین می‌کند. بنابراین منطقی است که ژنراتور ۱۲ میزان کاوش خود را در طول زمان و متناسب با میزان قدرت بازار خود کاهش دهد. نتایج شبیه‌سازی دوم (AQL)، یعنی جایی که ژنراتور ۱۲ مقدار ۴ را با قدرت بازار تغییر می‌دهد در ادامه آمده است. شکل ۱۰ منحنی تغییرات پارامتر ϵ را نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌کنید با افزایش قدرت بازار و طبق رابطه ۶، میزان کاوش عامل ۱۲ کم می‌شود.

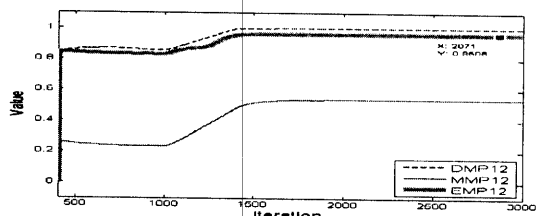


شکل ۹: مقادیر پارامترهای قدرت ژنراتور ۱۲ در سناریوی ۱ (AQL)

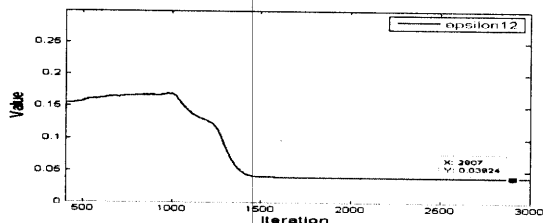


شکل ۱۰: منحنی تغییرات اسیلون ژنراتور ۱۲ در سناریوی ۱ (AQL)

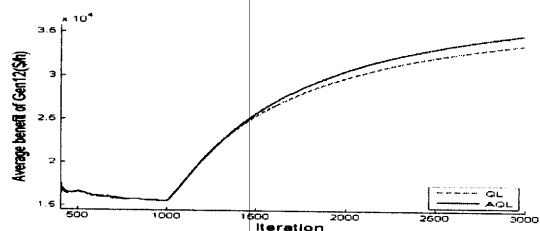
حالت بعدی محیط را تعیین خواهد کرد. در واقع محیط از دیدگاه ژنراتور ۱۲ به یک محیط ایستای غیرتصادفی تبدیل شده است. و منطقی‌ست که در یک چنین محیطی، عامل در طول فرآیند یادگیری میزان کاوشش را کاهش دهد. شکل ۱۶ منحنی تغییرات ϵ عامل ۱۲ را متناسب با افزایش قدرت بازاری نشان می‌دهد. همان‌طور که از شکل پیداست، ژنراتور ۱۲ هم‌زمان با افزایش قدرت بازار، میزان کاوش را طبق رابطه‌ی ۶ کاهش می‌دهد. سود ژنراتور ۱۲ برای دو شبیه‌سازی در شکل ۱۷ نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌کنید، الگوریتم AQL نسبت به QL سودآورتر خواهد بود.



شکل ۱۵: مقادیر پارامترهای قدرت ژنراتور ۱۲ در سناریوی ۲ (AQL)



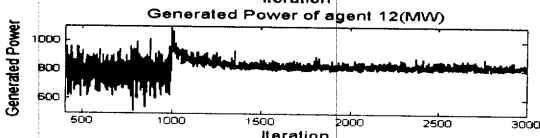
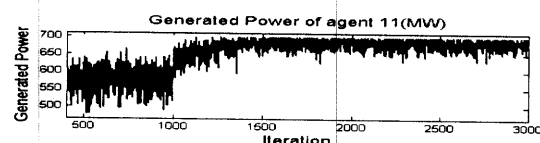
شکل ۱۶: منحنی تغییرات اپسیلون ژنراتور ۱۲ در سناریوی ۲ (AQL)



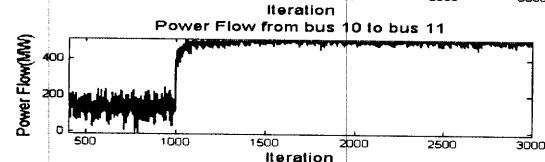
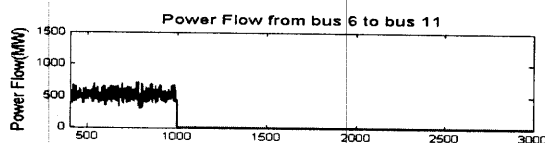
شکل ۱۷: مقایسه‌ی متوسط سود دریافتی ژنراتور ۱۲ در سناریوی ۲

برای دو شبیه‌سازی QL و AQL

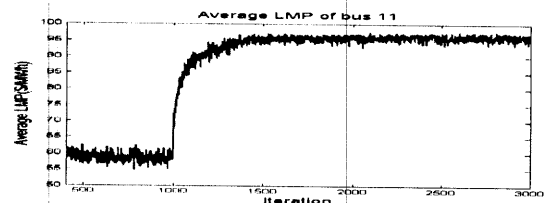
دلیل افزایش سود این است که متوسط LMP در باس ۱۱ در حالت AQL نسبت به QL بیشتر است (شکل ۱۸). و دلیل افزایش متوسط LMP در حالت AQL نسبت به



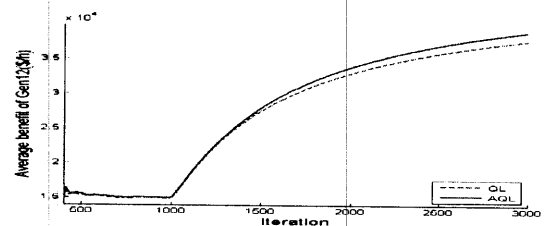
شکل ۱۱: توان تولیدی ژنراتورهای ۱۱ و ۱۲ در سناریوی ۱ (AQL)



شکل ۱۲: توان عبوری از خطوط ۱۶ و ۱۷ در سناریوی ۱ (AQL)



شکل ۱۳: قیمت محلی در باس ۱۱ در سناریوی ۱ (AQL)



شکل ۱۴: مقایسه‌ی متوسط سود دریافتی ژنراتور ۱۱ در سناریوی ۱

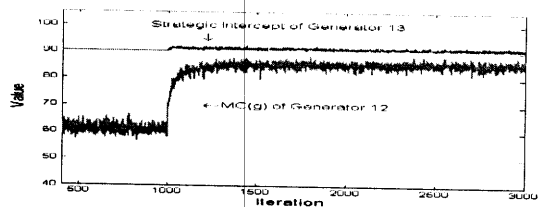
برای دو شبیه‌سازی QL و AQL

سناریوی ۲: در این سناریو با خروج ژنراتور ۱۱، ژنراتور ۱۲ مجدداً به یک ژنراتور اجباری تبدیل می‌شود. پارامترهای قدرت بازار ژنراتور ۱۲ که در شکل ۱۵ نشان داده شده، صحت این گفته را تایید می‌کند. همان‌طور که از شکل ۱۵ پیداست، میزان قدرت بازار ژنراتور ۱۲ تقریباً به ۰.۹۶ رسیده است. در نتیجه ژنراتور ۱۲ درمی‌یابد که قیمت پیشنهادی‌اش، قیمت تسویه‌ی بازار در باس ۱۱ و در نتیجه

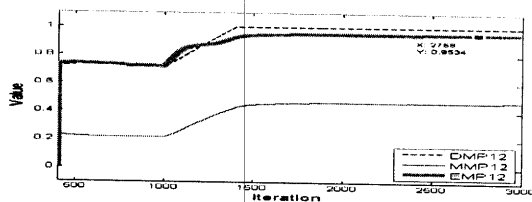
بیست و هفتمین کنفرانس بین‌المللی برق

بنابراین مقرون به صرفه می‌بیند تا زمانی که از این قدرت بازار برخوردار است، میزان کاوش را متناسب با قدرت بازارش طبق رابطه‌ی ۶ تغییر دهد (شکل ۲۱). متوسط سود به دست آمده برای ژنراتور ۱۲ در این سناریو و در دو شبیه‌سازی در شکل ۲۲ آمده است. همان‌طور که ملاحظه می‌کنید با قیمت پیشنهادی زیر هزینه‌ی حدی ژنراتور ۱۳ و کاهش میزان کاوش، ژنراتور ۱۲ به مرور زمان سود بیشتری به دست خواهد آورد.

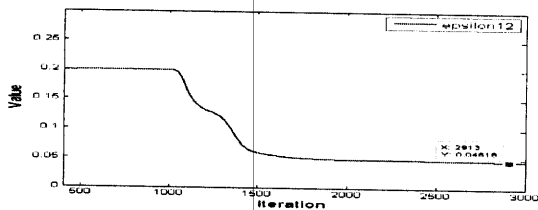
کل سود به دست آمده در این سناریو نیز در جدول ۳ آورده شده است. همان‌طور که جدول نشان می‌دهد، در این سناریو نیز الگوریتم AQL به میزان قابل توجهی سود بیشتری از الگوریتم QL به دست آورده است.



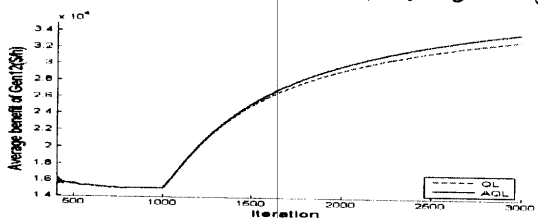
شکل ۱۹: قیمت پیشنهادی ژنراتورهای ۱۲ و ۱۳ به ازای توان تولید شده‌ی شان در سناریوی ۳ (QL)



شکل ۲۰: مقادیر پارامترهای قدرت ژنراتورهای ۱۲ در سناریوی ۳ (AQL)

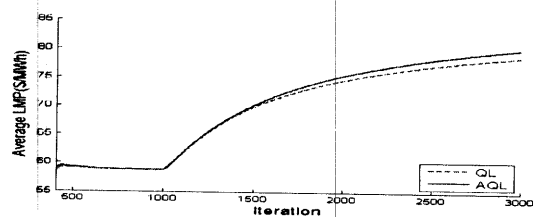


شکل ۲۱: منحنی تغییرات اسپلون ژنراتور ۱۲ در سناریوی ۳ (AQL)



شکل ۲۲: مقایسه‌ی متوسط سود در یافتی ژنراتور ۱۲ در سناریوی ۲ برای دو شبیه‌سازی QL و AQL

QL این است که در AQL عامل از طرفی دریافتی که از قدرت بازار زیادی برخوردار است و از طرفی یادگرفته که می‌تواند تا قیمت سقف بازار، قیمت پیشنهادی‌اش را افزایش دهد، و از طرف دیگر با کاهش نرخ کاوش را کاهش داده در نتیجه عامل ۱۲ در AQL نسبت به QL تعداد دفعات کمتری به جستجوی قیمت‌های دور از سقف بازار می‌پردازد، بنابراین واضح است که می‌بایستی سود بیشتری نیز به دست می‌آورد. کل سود بدست آمده در این سناریو نیز در جدول ۳ آورده شده است. همان‌طور که جدول ۳ نشان می‌دهد، در این سناریو نیز الگوریتم AQL به میزان قابل توجهی سود بیشتری از الگوریتم QL به دست آورده است.



شکل ۱۸: مقایسه‌ی متوسط قیمت تسویه در باس ۱۱ در سناریوی ۲ برای دو شبیه‌سازی QL و AQL

سناریوی ۳: در این سناریو پس از خروج خط انتقال ۱۶، ژنراتور ۱۲ به کمک الگوریتم QL یاد می‌گیرد که اگر در قیمتی زیر هزینه‌ی حدی (درواقع عرض از مبدأ) ژنراتور ۱۳ پیشنهاد دهد، بیشترین سود را به دست خواهد آورد. قیمت پیشنهادی ژنراتورهای ۱۲ و ۱۳ به ازای توان تولیدی‌شان در شکل ۱۹ نشان داده شده است. از طرفی ژنراتور ۱۲ با اندازه‌گیری پارامترهای قدرت بازار درمی‌یابد که تا زمانی که قیمتی بالاتر از هزینه‌ی حدی ژنراتور ۱۳ پیشنهاد ندهد، تعیین‌کننده‌ی قیمت تسویه‌ی بازار نیز خواهد بود. مطابق با شکل ۲۰ مقدار پارامتر DMP، یک شده است و این عدد صحت این گفته که ژنراتور ۱۲، LMP را تعیین می‌کند را تایید می‌کند. از طرفی تا زمانی که ژنراتور ۱۲ از قدرت بازار زیادی برخوردار است، محیط از نگاه او یک محیط ایستای غیرتصادفی است،

بیست و هفتمین کنفرانس بین‌المللی برق

7. Tesfatsion L, Judd KL: Handbook of computational economics: agent-based computational economics. North Holland, 2006.
8. Watkins CJCH, Dayan P: Q-learning. Machine learning 1992;8:279-292.
9. Gaofeng X, Hashiyama T, Okuma S: An electricity supplier bidding strategy through Q-Learning. In Power Engineering Society Summer Meeting, 2002 IEEE. 2002:1516-1521 vol.1513.
10. Naghibi-Sistani MB, Akbarzadeh-T MR, Javidi-D.B MH, Rajabi-Mashhadi H: Q-adjusted annealing for Q-learning of bid selection in market-based multisource power systems. Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings- 2006;153:653-660.
11. Tellidou AC, Bakirtzis AG: Agent-Based Analysis of Capacity Withholding and Tacit Collusion in Electricity Markets. Power Systems, IEEE Transactions on 2007;22:1735-1742.
12. Zhigang L, Sugianto LF: Using Q-learning to model bidding behaviour in electricity market simulation. In Computational Intelligence in Multicriteria Decision-Making (MDCM), 2011 IEEE Symposium on.1-7.
13. Rahimi-Kian A, Sadeghi B, Thomas RJ: Q-learning based supplier-agents for electricity markets. In, IEEE, 2005:420-427 Vol. 421.
14. Krause T, Beck EV, Cherkaoui R, Germond A, Andersson G, Ernst D: A comparison of Nash equilibria analysis and agent-based modelling for power markets. International Journal of Electrical Power & Energy Systems 2006;28:599-607.
15. Naghibi-Sistani MB, Akbarzadeh-Tootoonchi MR, Javidi-Dashte Bayaz MH, Rajabi-Mashhadi H: Application of Q-learning with temperature variation for bidding strategies in market based power systems. Energy conversion and management 2006;47:1529-1538.
16. Rahimiyan M, Mashhadi HR: An Adaptive Q-Learning Algorithm Developed for Agent-Based Computational Modeling of Electricity Market. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on 2010;40:547-556.
17. Sutton RS, Barto AG: Reinforcement learning: An introduction. Cambridge Univ Press, 1998.
18. Yogeswaran M, Ponnambalam SG: Reinforcement learning: exploration-exploitation dilemma in multi-agent foraging task. OPSEARCH 2012:1-14.
19. Kearns M, Singh S: Near-optimal reinforcement learning in polynomial time. Machine Learning 2002;49:209-232.
20. Zhang K, Pan W: The two facets of the exploration-exploitation dilemma. In, IEEE Computer Society, 2006:371-380.
21. Commission USDoJaFT: Horizontal merger guidelines. Antitrust Trade Regulation Report 1992.
22. Stoft S: Power System Economics: Designing Markets for Electricity. 2002.
23. Newbery D, Green R, Neuhoff K, Twomey P: A review of the Monitoring of Market Power. Report at the request of ETSO 2004.
24. Kottas TL, Boutalis YS, Karlis AD: New maximum power point tracker for PV arrays using fuzzy controller in close cooperation with fuzzy cognitive networks. Energy Conversion, IEEE Transactions on 2006;21:793-803.
25. Zimmerman RD, Murillo-Sánchez CE, Thomas RJ: MATPOWER's extensible optimal power flow architecture. In, IEEE, 2009:1-7.
26. Zimmerman RD, Murillo-Sánchez CE, Thomas RJ: MATPOWER: Steady-state operations, planning, and analysis tools for power systems research and education. Power Systems, IEEE Transactions on 2011:1-8.

کل پاداش دریافتی (\$)		
ALQ	QL	
10.12e7	97.78e7	سناریوی اول
9.03e7	8.73e7	سناریوی دوم
8.81e7	8.58e7	سناریوی سوم

جدول ۲: مقایسه‌ی کل سود دریافتی ژنراتور ۱۲ در سه سناریو و به

ازای دو شیبه‌سازی QL و AQL

۷- نتیجه‌گیری

وجود بازارهای برق با رقابت ناکامل، توانایی اعمال قدرت بازار را به برخی از تولیدکنندگان داده است. در چنین بازارهایی تولیدکنندگان درمی‌یابند که اگر در قیمتی بالاتر از هزینه‌ی حدی‌شان پیشنهاد دهند، ممکن است سود بیشتری کسب کنند. بنابراین مسئله قیمت‌دهی به یکی از چالش‌برانگیزترین مسائل برای تولیدکنندگان تبدیل شده است. الگوریتم QL در سال‌های اخیر در مقالات مختلفی به صورت موفقیت‌آمیزی به‌منظور قیمت‌دهی در بازار برق به‌کار گرفته شده است. در این الگوریتم یکی از مهم‌ترین چالش‌ها دوراهی بین بهره‌برداری و کاوش می‌باشد. در این مقاله از قدرت بازار تولیدکنندگان برای تنظیم میزان این کاوش استفاده شده و یک الگوریتم QL تطبیقی جدید معرفی کردیم. نتایج شیبه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم QL تطبیقی پیشنهادی نسبت به الگوریتم QL با پارامترهای ثابت می‌تواند به سودآوری بیشتری برای تولیدکنندگان منجر شود.

۸- مراجع:

1. Kirschen DS, Strbac G, Ebrary I: Fundamentals of power system economics. Chichester, John Wiley & Sons, 2004.
2. Lai LL: Power system restructuring and deregulation: trading, performance and information technology. Chichester, John Wiley & Sons, 2001.
3. Krause T, Andersson G, Ernst D, Vdovina-Beck E, Cherkaoui R, Germond A: Nash equilibria and reinforcement learning for active decision maker modelling in power markets. In, 2004.
4. Schweppe FC, Caramanis MC, Tabors RD, Bohn RE: Spot pricing of electricity. Springer, 1988.
5. Ventosa M, Baillo A, Ramos A, Rivier M: Electricity market modeling trends. Energy policy 2005;33:897-913.
6. Weidlich A, Veit D: A critical survey of agent-based wholesale electricity market models. Energy Economics 2008;30:1728-1759.