

استراتژی قیمت دهی نیروگاه‌ها در بازار برق لحظه‌ای با معرفی شاخص قدرت بازار با مدل بازار غیردقیق در مفهوم تغییرات فرضی

محسن حافظی نسب^۱، مسعود برکاتی^۲

دانشکده فنی و مهندسی، بخش مهندسی برق و کامپیوتر

دانشگاه سیستان و بلوچستان

زاهدان، ایران

1-hafez_mohsen66@yahoo.com - smbaraka@ece.usb.ac.ir

۱. مقدمه

از نخستین سالیان ظهور صنعت برق تا اوایل دهه‌ی ۸۰ میلادی دولت‌ها متولی تأمین تقاضای انرژی الکتریکی بوده‌اند. لیکن طی سالیان اخیر رویه‌ی سنتی و هزینه-محور تأمین انرژی مورد بازبینی قرار گرفته، تا بلکه با تمرکز-زدایی از انحصار یک‌جانبه‌ی دولت و رقابتی شدن صنعت تولید، انتقال و توزیع برق ظرفیت‌های مغفول مانده در محیط سنتی در محیط تجدید ساختار یافته مورد استحصال قرار گیرند. با بازار-محور شدن بخش عرضه‌ی انرژی الکتریکی، انرژی به مثابه یک کالا تلقی می‌شود که نیروگاه‌ها با هدف کسب سود به دادوستد آن می‌پردازند. از طرف دیگر، محدود بودن تعداد عرضه‌کنندگان انرژی الکتریکی به نیروگاه‌ها امکان اعمال قدرت بازار را می‌دهد؛ به این ترتیب که کاهش یا افزایش مقدار عرضه‌ی انرژی از طرف نیروگاه برخوردار از قدرت بازار منجر به تغییر قیمت تسویه‌ی بازار و برنامه‌ریزی تولید نیروگاه‌ها می‌گردد. در این شرایط، تعیین مقدار بهینه‌ی عرضه برای نیروگاه‌های حاضر در بازار انحصار چندجانبه‌ی عرضه‌ی انرژی الکتریکی حائز اهمیتی ویژه است.

در گروهی از مطالعات پیشین، برای بررسی قیمت‌دهی نیروگاه‌ها از مدل ایده‌آل استفاده شده است. در مدل ایده‌آل فرض می‌شود که نیروگاه‌ها در حین قیمت‌دهی از اطلاعات مربوط به قیمت‌دهی و هزینه‌ی حاشیه‌ای رقبای بطور کامل مطلع هستند. این در حالی است که اطلاعات مربوط به قیمت‌دهی رقبای محرمانه بوده و در دسترس عموم نمی‌باشند. لذا در مطالعات اخیر،

چکیده — در این مقاله از مفهوم تغییرات فرضی (Conjectural

Variation CV) برای تعیین مقدار عرضه‌ی بهینه‌ی نیروگاه‌ها استفاده شده است. در واقع، در روش تغییرات فرضی هر نیروگاه عکس‌العمل نیروگاه‌های رقیب به ایجاد تغییرات فرضی در مقدار تولیدش را بر اساس اطلاعات موجود از بازارهای برگزار شده در دوره‌های پیشین استخراج می‌کند. لذا صحت مقدار عرضه‌ی بهینه‌ی تعیین شده توسط روش CV در گرو دقت تخمین هر نیروگاه از تغییرات فرضی رقبایش است. در مقاله‌ی حاضر، برای بهبود دقت تخمین مقدار CV از شاخص لرنر اصلاح شده استفاده شده است؛ شاخص لرنر اصلاح شده تابعی از چهار عامل قیمت تسویه‌ی بازار، هزینه‌ی حاشیه‌ای نیروگاه‌ها، حساسیت بار، و سهم بازار نیروگاه‌ها است. همچنین بایستی توجه داشت که بدلیل انجام مکرر بازار برق، نیروگاه‌ها به مرور زمان رفتار عرضه‌ی خود را اصلاح می‌کنند. در این مقاله برای بهبود پاسخ تخمین زده شده از روش آموزش دینامیکی استفاده شده است. در مطالعات موردی انجام شده با شبیه‌سازی رقابت نیروگاه‌ها به بررسی اثرات آموزش دینامیکی بر رفتار اقتصادی نیروگاه‌ها و سود دریافتی‌شان پرداخته شده است.

واژه‌های کلیدی — بازار برق، تغییرات فرضی، شاخص لرنر اصلاح

شده، استراتژی قیمت دهی، عدم قطعیت

گذشته‌ی بازار داشته و لذا محاسبه‌ی قطعی تعادل بازار میسر نیست. در این مقاله برای دستیابی به قیمت‌دهی منطبق بر واقعیت، مقدار تغییرات فرضی بر اساس شاخص لرنر اصلاح شده پیش‌بینی شده است. همچنین برای آموزش نیروگاه‌های حاضر در بازار تکراری، از روش یادگیری دینامیکی استفاده شده است.

این مقاله به صورت زیر تنظیم شده است که در بخش دوم مسئله‌ی قیمت‌دهی نیروگاه‌ها مدل‌سازی می‌شود، سپس در بخش سوم آموزش دینامیکی نیروگاه‌ها و در بخش چهارم رقابت نیروگاه‌ها شبیه‌سازی شده است و در بخش پنجم نتیجه‌گیری آورده شده است.

۲. مقدار بهینه‌ی عرضه‌ی نیروگاه‌ها در بازار

فرض می‌کنیم در یک بازار انحصار چندجانبه با ظرفیت انتقال به اندازه‌ی کافی بزرگ، N نیروگاه برای تأمین بار ساعت آینده‌ی سیستم به مقدار D به رقابت با یکدیگر می‌پردازند. تابع معکوس تقاضای مصرف کنندگان عبارت است از:

$$P = A - K.D = A - K.(q_i + q_{-i}) \quad (1)$$

که A و K (ضرایب مثبت) به ترتیب عرض از مبدأ و شیب منحنی تقاضا هستند. سازوکار تسویه‌ی بازار مفروض به این ترتیب است که نیروگاه‌ها مقدار عرضه‌ی مورد نظرشان را پیشنهاد داده، سپس گرداننده‌ی بازار منحنی عرضه‌ی کل نیروگاه‌ها را تشکیل داده و از تقاطع آن با منحنی تقاضا تعادل بازار را محاسبه می‌کند. از آنجائی که قیمت تسویه‌ی بازار و مقدار عرضه‌ی هر نیروگاه حاصل رقابت نیروگاه‌ها در بازار است، لذا هر نیروگاه منفعت-طلب مقدار عرضه‌ی خود را به نحوی تنظیم خواهد کرد که سود بیشینه را به همراه داشته باشد. مسئله‌ی تعیین مقدار عرضه‌ی بهینه‌ی نیروگاه دلخواه i ام عبارت است از:

$$\max_{q_i} \pi_i = p \cdot q_i - C_i(q_i) \quad (2)$$

$$q_{i \min} \leq q_i \leq q_{i \max}$$

که π_i سود نیروگاه i ام، p قیمت تسویه‌ی بازار، $C_i(q_i)$ تابع هزینه و $q_{i \min}$ و $q_{i \max}$ به ترتیب مقدار بیشینه‌ی و کمینه تولید نیروگاه i هستند. تابع هزینه‌ی تولید نیروگاه i ام عبارت است از:

$$C_i(q_i) = \frac{1}{\gamma} c_i q_i^{\gamma} + b_i q_i + a_i \quad (3)$$

که شرایط $a_i \geq 0$ ، $b_i > 0$ ، $c_i > 0$ برقرار است. در این صورت هزینه‌ی حاشیه‌ای نیروگاه i ام معادل است با:

$$MC_i(q_i) = c_i q_i + b_i \quad (4)$$

به توسعه قیمت‌دهی نیروگاه‌ها در حضور نایقینی‌های موجود در بازار پرداخته شده است [۱]. روش‌های تعیین استراتژی قیمت‌دهی بهینه را می‌توان در سه گروه عمده دسته بندی کرد [۲]: روش‌های مبتنی بر پیش‌بینی قیمت تسویه بازار (Market Clearing Price MCP)، روش‌های مبتنی بر مدل‌سازی منحنی قیمت‌دهی رقیبان، و روش‌های مبتنی بر تئوری بازی [۳،۴].

در روش پیش‌بینی MCP، پیش‌بینی بر اساس یکی از دو رهیافت شبکه‌ی عصبی و یا سری زمانی [۵-۷] انجام می‌شود. برای پیش‌بینی MCP به منحنی‌های قیمت‌دهی همه نیروگاه‌ها نیاز داریم. در مطالعات دسته‌ی دوم، از تئوری احتمال برای قیمت‌دهی بهینه‌ی نیروگاه‌ها در حضور نایقینی استفاده شده است. در مطالعات دسته‌ی سوم، قیمت‌دهی بهینه‌ی نیروگاه‌ها بر اساس تئوری بازی توسعه یافته‌اند. در بازار برق تجدید ساختار یافته نیروگاه‌ها از انحصار چندجانبه برای عرضه‌ی انرژی الکتریکی برخوردارند [۸]. تئوری بازی با تحلیل رفتار اقتصادی نیروگاه‌ها بدنبال تعیین تعادل بازار و لذا تعیین استراتژی قیمت‌دهی بهینه‌ی نیروگاه دلخواه است [۹]. در بسیاری از مطالعات تعادل-محور، برای مدل‌سازی تعاملات استراتژیک نیروگاه‌ها از روش تغییرات فرضی استفاده شده است [۱۰]. در روش تغییرات فرضی، تعاملات استراتژیک نیروگاه‌ها به این ترتیب مطرح می‌شود که ایجاد تغییر فرضی در مقدار تولید یک عرضه‌کننده‌ی دلخواه با چه پاسخی از طرف رقیب مواجه می‌شود. روش تغییرات فرضی توسط Frisch معرفی شده [۱۱] و نخستین بار Song و همکاران از این مفهوم برای مدل‌سازی رفتار قیمت‌دهی نیروگاه‌ها در بازار انحصار چندجانبه‌ی عرضه‌ی انرژی الکتریکی استفاده نمودند. در ادامه، مطالعات بسیاری ملهم از روش تغییرات فرضی انجام شد که در آن‌ها قیمت‌دهی بهینه‌ی نیروگاه‌ها در شرایط استاتیک و بر اساس مقدار از پیش تعیین شده برای تغییرات فرضی محاسبه شده است. با توجه به پیچیدگی و دینامیک بازار برق، پیش‌بینی مقدار تغییرات فرضی به سادگی میسر نیست. از طرف دیگر نیروگاه‌های حاضر در بازار روز آینده و یا بازار تکراری، می‌توانند با یادگیری از اطلاعات تاریخی بازار به تخمین دقیق‌تری از مقدار تغییرات فرضی دست یابند. لذا در [۱۲] برای تعیین استراتژی قیمت‌دهی بهینه از روش یادگیری مبتنی بر تغییرات فرضی استفاده شده است.

در این مقاله با استفاده از مفهوم تغییرات فرضی، قیمت‌دهی نیروگاه‌های حاضر در بازار تکراری مورد تجزیه و تحلیل واقع شده است. نایقینی‌های موجود در بازار برق سبب می‌شوند که تعادل نش پیشنهادی توسط روش تغییرات فرضی منطبق بر تعادل بازار واقعی نباشد. حتی در صورت وجود اطلاعات تاریخی مشترک، هر نیروگاه تفسیر خاص خود را از شرایط

تغییر می‌کند. از اینرو در بازار تکراری، کسب سود بیشینه در گرو یادگیری از اطلاعات تاریخی بازار و اصلاح دینامیکی تصور از رفتار رقباست.

۳. آموزش دینامیکی قیمت‌دهی

در بازار تکراری عرضه‌ی انرژی الکتریکی، استراتژی‌های فروش نیروگاه-ها بر اساس اطلاعات تاریخی بازار اتخاذ می‌شوند. از آنجائیکه دستیابی به استراتژی بهینه مستلزم تخمین دقیق مقدار CV است، روش یادگیری دینامیکی CV-محور با مطالعه‌ی اطلاعات دوره‌های پیشین برگزاری بازار تصور نیروگاه از رفتار رقبا را برای دوره‌ی حاضر اصلاح می‌کند؛ تا سرانجام مقدار پیش‌بینی شده برای CV با رفتار رقبا در واقعیت منطبق گردد.

پس در روش یادگیری دینامیکی، مقدار بهینه‌ی عرضه‌ی نیروگاه i ام در بازار برگزار شده در بازه‌ی زمانی t ام بر اساس رفتار رقبا و مقدار CV در بازه‌ی زمانی $t-1$ ام تعیین می‌شود، بطوریکه:

$$q_i^t = \frac{A - K \cdot q_{-i}^{t-1} - b_i}{K \cdot (\gamma + CV_i^{t-1}) + c_i} \quad (10)$$

s.t.

$$q_{i \min} \leq q_i \leq q_{i \max}$$

برای استخراج مقدار CV از اطلاعات تاریخی بازار، می‌توان از شاخص قدرت بازار لرنر اصلاح شده استفاده کرد؛ β_i معادل است با $(1+CV_i)$. شاخص لرنر اصلاح شده β_i معادل است با [14]، [13]:

$$\beta_i = \frac{\alpha}{S_i} \cdot \frac{p - MC_i}{P} \quad (11)$$

که S_i سهم بازار نیروگاه i ام از قدرت بازار سیستم است، p قیمت تسویه‌ی بازار، و α حساسیت نسبی بار به تغییر قیمت را نشان می‌دهند.

$$\alpha = -\frac{\frac{\partial D}{\partial p}}{\frac{\partial D}{\partial P}} = -\frac{P}{D} \cdot \frac{\partial D}{\partial P} \quad (12)$$

لذا برای انجام فرآیند آموزش می‌توان حساسیت نسبی بار در زمان t ام را بر اساس اطلاعات تاریخی موجود طبق رابطه‌ی زیر نوشت:

$$\alpha_t = \frac{P_{t-1}}{D_{t-1}} \cdot \frac{1}{K} \quad (13)$$

همچنین برای محاسبه‌ی سهم بازار نیروگاه i ام بر اساس شاخص لرنر اصلاح شده داریم:

$$S_{ii} = \frac{\beta_{i(t-1)} \cdot q_{i(t-1)}}{D_{t-1}} \quad (14)$$

بنابر رابطه‌ی (۱)، برای تعیین قیمت بازار در بازه‌ی زمانی t ام داریم:

$$p_t = A - K \cdot D_t \quad (15)$$

به هر حال، برای محاسبه‌ی مقدار بهینه‌ی عرضه‌ی نیروگاه i ام داریم:

$$\frac{\partial \pi_i}{\partial q_i} = \frac{\partial p}{\partial q_i} \cdot q_i + p - MC_i(q_i) = 0 \quad (5)$$

با توجه به اینکه:

$$D = \sum_{i=1}^N q_i = q_i + \sum_{j=1, j \neq i}^N q_j = q_i + q_{-i} \quad (6)$$

برای محاسبه $\frac{\partial p}{\partial q_i}$ داریم:

$$\frac{\partial p}{\partial q_i} = \frac{\partial p}{\partial D} \cdot \frac{\partial D}{\partial q_i} = \frac{\partial p}{\partial D} \cdot (1 + \frac{\partial q_{-i}}{\partial q_i}) = \frac{\partial p}{\partial D} \cdot (1 + CV_i) \quad (7)$$

که تغییرات فرضی $\frac{\partial q_{-i}}{\partial q_i}$ ، نشان‌گر عکس‌العمل رقبا به تغییر فرضی در مقدار عرضه‌ی نیروگاه i ام است. با توجه به روابط مذکور، مقدار بهینه‌ی عرضه برای نیروگاه i ام معادل است با:

$$q_i = \frac{A - K \cdot q_{-i} - b_i}{K \cdot (\gamma + CV_i) + c_i} \quad (8)$$

لازم به ذکر است که در بازار مفروض، علاوه بر نیروگاه i ام هر یک از نیروگاه‌های دیگر نیز بدنال کسب سود بیشینه است. بنابراین تئوری بازی، رقابت نیروگاه‌های حاضر در بازی غیرمشارکتی تحت شرایط انحصار چندجانبه به تعادل نش می‌انجامد. تعادل نش پایدار است چرا که همه‌ی نیروگاه‌ها به سود بیشینه دست می‌یابند؛ به بیان دیگر، اگر نیروگاهی استراتژی عرضه‌ی خود را بر اساس تعادل نش اتخاذ نکند آنگاه بطور قطع متضرر خواهد شد. لذا برای محاسبه‌ی مقدار عرضه‌ی بهینه‌ی نیروگاه‌ها در تعادل نش داریم:

$$q^* = \begin{cases} q_1^* = \frac{A - K \cdot q_{-1}^* - b_1}{K \cdot (\gamma + CV_1^*) + c_1} \\ \vdots \\ q_N^* = \frac{A - K \cdot q_{-N}^* - b_N}{K \cdot (\gamma + CV_N^*) + c_N} \end{cases} \quad (9)$$

s.t.

$$q_{i \min} \leq q_i \leq q_{i \max}$$

$$\sum_{i=1}^N q_i^* = D$$

$$p = A - K \cdot D$$

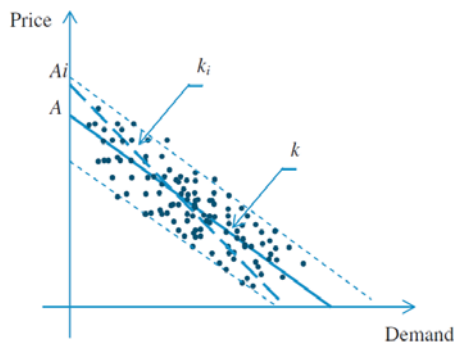
که q^* بردار عرضه‌ی بهینه‌ی نیروگاه‌ها در تعادل نش است. بایستی توجه داشت که تعادل نش q^* متناظر با CV^* است؛ به عبارت دیگر، سود بدست آمده به میزان صحت تصور نیروگاه از رفتار رقبا پیش وابسته است. از طرف دیگر، تصور نیروگاه‌های حاضر در بازار تکراری نسبت به رفتار رقبا

قابل قیاس با مدل تقاضا مرجع باشد فرض می‌کنیم که میزان قدرمطلق انحراف مدل تقاضا هر نیروگاه برای هر D و t از یک مقدار از قبل تعریف شده δ بیشتر نباشد بنابراین داریم:

$$\begin{aligned} f_i(D, t) &= f_r(D, t) + e_i(D, t) \\ s.t. \\ |e_i(D, t)| &\leq \delta, \forall \delta > 0 \\ f_r(D, t) &= A - K.D \end{aligned} \quad (19)$$

رابطه بین $f_i(D, t)$ و $f_r(D, t)$ در شکل (۱) نشان داده شده است

مدل تقاضا بازار می‌تواند کمی پیچیده‌تر از این شکل خطی باشد.



شکل (۱). رنج تغییرات منحنی‌های تقاضا تخمین زده شده نیروگاه‌های مختلف

اگر تابع عکس تقاضا تخمین زده شده نیروگاه i به صورت (۱۹) باشد آنگاه مطابق (۱۹) مشتق قیمت بازار تخمین زده شده نیروگاه i نسبت به q_i^t برابر است با [۱۳]:

$$\frac{\partial p^t}{\partial q_i^t} = -K.(1 + CV_i^t) + \frac{\partial e_i^t}{\partial q_i^t} \quad (20)$$

$$q_i^t = \frac{A - K.q^{t-1} - b_i + e_i^t}{K.(2 + CV_i^{t-1}) + c_i + \frac{\partial e_i^t}{\partial q_i^t}} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} s.t. \\ q_{i \min} &\leq q_i \leq q_{i \max} \end{aligned}$$

در مقایسه با مدل بازار یکنواخت دقیق مشاهده می‌شود که هم e_i و

هم مشتق آن $\frac{\partial e_i^t}{\partial q_i^t}$ مقدار قیمت‌دهی نیروگاه را تحت تاثیر قرار می‌دهند

طبق تعریف، هزینه‌ی حاشیه‌ای نیروگاه i ام در بازه‌ی زمانی t ام معادل است با:

$$MC_{i,t} = c_i.q_{i,t} + b_i \quad (16)$$

پس از محاسبه‌ی مقدار شاخص لرنر اصلاح شده بر اساس اطلاعات تاریخی بازار، با انجام فرآیند آموزش مناسب می‌توان طی تکرارهای مختلف به پیش‌بینی قابل قبولی در مورد مقدار عرضه‌ی بهینه‌ی نیروگاه i ام دست یافت. با توجه به [۱۴، ۱۲]، در مقاله‌ی حاضر فرآیند آموزش بر اساس رابطه‌ی زیر انجام شده است:

$$\beta_i^t = \begin{cases} \frac{\alpha_{i,t} - P_{i,t} - MC_{i(t-t)}}{S_{i(t-t)} P_{i,t}} |q_i^{t-1} - q_i^{t-2}| > \varepsilon \\ \beta_i^{t-1}, |q_i^{t-1} - q_i^{t-2}| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (17)$$

در معادله (۱۷)، ε مقداری کوچک و مثبت است و بیان‌کننده مقدار انعطاف‌پذیری بار است. لذا طی انجام فرآیند آموزش و همگرا شدن مقدار شاخص لرنر اصلاح شده به واقعیت، تعادل نش بدست می‌آید:

$$q^* = \begin{cases} q_i^* = \frac{A - K.q_{i-1}^* - b_i}{K.(1 + \beta_i^*) + c_i} \\ \vdots \\ q_N^* = \frac{A - K.q_{N-1}^* - b_N}{K.(1 + \beta_N^*) + c_N} \end{cases} \quad (18)$$

s.t.

$$q_{i \min} \leq q_i \leq q_{i \max}$$

$$\sum_{i=1}^N q_i^t = D$$

$$p = A - K.D$$

نیروگاه‌های مختلف روش‌های مدل‌سازی متفاوتی برای آنالیز اطلاعات تاریخی موجود بازار و تخمین تابع عکس تقاضا خود اتخاذ می‌کنند. اطلاعات ناقص و افساء متفاوت اطلاعات کار را برای همه نیروگاه‌ها در بازار برای مدل کردن تابع تقاضا مورد توافق همه خیلی سخت کرده است. در عمل حتی با اطلاعات تاریخی یکسان قیمت-تقاضا، نیروگاه‌های مختلف توابع عکس تقاضا با کمی انحراف از یک دیگر اتخاذ می‌کنند [۱۳].

فرض می‌کنیم که یک تابع تقاضا بازار به عنوان تابع تقاضا مرجع وجود دارد که وابسته به زمان است و آن را با $fr(D, t)$ نشان می‌دهیم. برای هر نیروگاه منحنی تقاضا وابسته به زمان $fi(D, t)$ می‌تواند با مدل مرجع $fr(D, t)$ به اضافه یک تابع انحراف $ei(D, t)$ که وابسته به زمان است. نشان داده شود. همچنین برای آنکه مدل تقاضا بازار اتخاذ شده توسط هر نیروگاه

$$CV_i^t = \begin{cases} \left(\frac{z-h}{z} \right) \cdot \frac{q_i^{t-2} - q_i^{t-1}}{q_i^{t-3} - q_i^{t-2}} + \frac{h}{z} \cdot CV_i^{t-1}, & |q_i^{t-2} - q_i^{t-3}| \\ CV_i^{t-1}, & |q_i^{t-2} - q_i^{t-3}| \leq \theta \end{cases} \quad (22)$$

اگر $t \geq w$ پس $Z=W$ که بدان معنی است که حوزه داده‌های موجود برای تشکیل پنجره لغزان با اندازه w کافی است.

اگر $t < w$ ، در این صورت $Z=t$ ، که در اینجا حوزه داده‌های موجود برای تشکیل پنجره لغزان کافی نیست و همه داده‌های موجود پردازش می‌شوند.

h فاکتور تنظیم است. که قادر به تنظیم وزن بین داده‌های قدیمی و داده‌های جدید است. بطور کلی، هرچه h بزرگتر باشد سرعت همگرایی الگوریتم بیشتر می‌شود و برعکس هرچه h کوچکتر شود سرعت همگرایی الگوریتم کمتر می‌شود خطاهای معرفی شده با انحراف مدل سازی تقاضا در طول پروسه وزن‌دهی داده‌های قدیمی و جدید کاهش می‌یابد.

منطق الگوریتم پیشنهادی می‌تواند از جنبه های مختلف تفسیر شود، از آنجایی که اطلاعات بازار ناکامل هستند نیروگاه‌ها ممکن است اعتقاد کمتری به تغییرات فرضی جدیدشان داشته باشند و بیشتر اعتقادشان را روی حالت-های قدیمی قرار دهند که این منجر به این می‌شود که هر نیروگاه با توجه به عدم اطمینانی که نسبت به رفتار دیگر نیروگاه‌ها دارد کمتر استراتژی قیمت-دهی خود را تغییر دهد و با ادامه آموزش، نوسانات قیمت‌دهی تا حد زیادی ملایم‌تر می‌شود و متقابلاً مقادیر CV محاسبه شده به تدریج با مدل واقعی بازار منطبق خواهد شد [۱۳].

۴. شبیه‌سازی‌های عددی

در این قسمت با استفاده از روش ارائه شده در مقاله‌ی حاضر مقدار عرضه‌ی بهینه‌ی نیروگاه‌ها در بازار انحصار دو جانبه و بازار انحصار چندجانبه محاسبه شده است. همچنین برای بررسی صحت نتایج بدست آمده، مقدار تعادل نش بر اساس روش ارائه شده در [۱۲، ۱۳، ۱۴] محاسبه شده است.

۴.۱. بازار انحصار دو جانبه

برای بررسی جوانب مختلف روش ارائه شده در مقاله و توضیح فرآیند آموزش، در این بخش با در نظر گرفتن چهار مطالعه‌ی موردی مقدار عرضه-ی بهینه‌ی نیروگاه‌ها برای بازار ساده‌ی انحصار دو جانبه محاسبه شده است.

مقدار $\frac{\partial e_i^t}{\partial q_i^t}$ با هر دو انحراف ei و qi در دو فاصله زمانی متوالی t

و $t-1$ تعیین می‌شود برای مثال اگر در پروسه آموزشی مکرر، qi به تدریج همگرا شود (اما نه واقعا همگرا) و اطراف یک مقدار نوسان کند سپس

$(q_i^t - q_i^{t-1})$ به عنوان یک مقدار کوچک، $\frac{\partial e_i^t}{\partial q_i^t}$ را خیلی بزرگ می‌سازد،

در این صورت به عنوان خطا غیر قابل چشم پوشی معرفی می‌شود بنابراین qit محاسبه شده با رابطه (۲۱) این خطا را از طریق پروسه کامل آموزشی زیاد می‌کند. و این خطاها در طول پروسه آموزشی انباشته و بزرگ می‌شوند.

با مشتق خطاهای تصادفی اضافه شده به قیمت‌دهی، بازار براساس روش-های آموزشی CV پایه نمی‌تواند همگرا شود زیرا این خطاهای تصادفی هیچ الگو رفتاری مشخصی ندارند از این رو الگوریتم آموزشی نمی‌تواند این اثرات عدم قطعیت را تسخیر کند متعاقباً مقدار CV آموزش دیده نمی‌تواند انحرافات رفتاری واقعی رقیبانش را منعکس کند. و در نتیجه نمی‌تواند اطلاعات تخمینی موثر و دقیق برای تصمیم قیمت‌دهی فراهم کند. و بازار ناپایدار می‌شود به منظور رها شدن از انحرافات مدل ایجاد شده با اطلاعات غیر دقیق، الگوریتم آموزشی قیمت‌دهی براساس CV با قابلیت فیلتر کردن اغتشاش‌ها را پیشنهاد می‌کنیم.

به منظور کاهش نتایج خطا عدم اطمینان ایجاد شده با انحراف مدل تخمین زده شده تقاضا، قیمت‌دهی براساس CV با فیلتر کردن اغتشاش‌ها معرفی می‌شود.

ابتدا مدل پنجره لغزان به منظور تنزیل داده‌های قدیمی استفاده شده است. کاربرد یک پنجره لغزان بدین صورت است که جدیدترین w (اندازه پنجره) مقادیر CV در حوزه داده‌های CV ، مناسب ترین مقادیر برای به روزرسانی داده‌های CV هستند. بنابراین در هر گام زمانی، حوزه داده‌های بکار برده شده با یک واحد حرکت رو به جلو پنجره داده‌ها بازسازی شده است (یعنی یک گام زمانی). در هر گام زمانی، داده‌های فعال در پنجره (یعنی جدیدترین w داده) برای ارزیابی مقدار CV استفاده می‌شود.

ثانیاً، با گام های تکراری، مقادیر CV در یک روش تجمعی محاسبه می‌شوند. با ادامه تکرار، مقادیر CV قدیمی وزن بیشتری نسبت به مقادیر CV اخیر بدست می‌آورند. جزئیات الگوریتم پیشنهادی به صورت زیر است:

فرض کنید که w اندازه پنجره را نشان می‌دهد. و t گام زمانی را مشخص می‌کند، $CVit$ به صورت زیر اصلاح می‌شود:

افزایش می یابد، بطوریکه سود نیروگاه‌ها با روش پیشنهادی در مقایسه با مورد مطالعاتی اول برای نیروگاه ۱، از (\$ ۲۴۹۷) به (\$ ۴۴۲۰) و برای نیروگاه ۲ از (\$ ۴۴۱۰) به (\$ ۶۲۹۶) افزایش می یابد.

۴,۱,۳. مورد مطالعاتی سوم:

در مورد مطالعاتی سوم نیروگاه ۱ دنباله‌رو و نیروگاه ۲ پیشرو فرض شده و از اطلاعات تاریخی بازار برای استراتژی قیمت دهی استفاده می کند. با مقایسه نتایج جداول (۲) و (۳) مشاهده می شود که MCP (قیمت تسویه بازار) از (\$/MW) ۱۸/۵ در روش CV پایه به (\$/MW) ۱۹/۲۸ در روش پیشنهادی افزایش یافته است.

۴,۱,۴. مورد مطالعاتی چهارم:

در مورد مطالعاتی چهارم فرض شده که هر دو نیروگاه بتوانند از الگوریتم های آموزشی استراتژی قیمت دهی برای قیمت دهی استفاده کنند. نتایج حاصل از شبیه سازی این مورد با استفاده از روش CV پویا پایه در جدول (۲) آمده است؛ مقایسه‌ی نتایج بدست آمده با نتایج حاصله از مرجع [۱۲]، دقت این نتایج را آشکار می کند. همچنین یکی از دغدغه های [۱۲] سرعت همگرایی بازار بود که در [۱۲] MCP در تکرار ۲۵ همگرا می شد. در مقاله‌ی حاضر با استفاده از آنالیز حساسیت [۱۷] در روش CV پایه سرعت همگرایی بهبود یافته است و با توجه به شکل (۲)، MCP در تکرار ۱۰ همگرا می شود. با شبیه سازی این حالت با روش پیشنهادی که نتایج آن در جدول (۳) آمده است و مقایسه‌ی این نتایج با نتایج بدست آمده از روش CV پایه، نشان‌دهنده‌ی افزایش سود در یافتی نیروگاه‌ها است. همچنین مقدار MCP از (\$/MW) ۱۷/۸۲ در روش CV به (\$/MW) ۱۹/۹۲ در روش پیشنهادی افزایش یافته است که در نتیجه‌ی آن، سود نیروگاه ۱ از (\$ ۳۹۷۵) در روش CV به (\$ ۴۱۸۵/۵) در روش پیشنهادی و سود نیروگاه ۲ از (\$ ۶۱۵۶) در روش CV به (\$ ۷۰۱۰) در روش پیشنهادی افزایش می یابد و روش پیشنهادی در تکرار ۱۹ همگرا می شود.

جدول ۲: نتایج بازار انحصار دوجانبه با روش CV پایه

		مورد ۱	مورد ۲	مورد ۳	مورد ۴
قیمت (\$/MW)		۱۴/۱۷	۱۸/۷۲	۱۸/۵۱	۱۷/۸۲
کل تولید (MW)		۱۱۵۷	۹۰۴	۹۱۶	۹۵۴/۴
نیروگاه ۱	CV	-۱	-۰/۳۳	۰	-۰/۳۸
	تولید (MW)	۴۴۶/۹	۴۲۵/۷	۳۶۰/۷	۴۱۰
	سود (\$)	۲۴۹۷	۴۴۳۰	۳۹۶۹	۳۹۷۵
نیروگاه ۲	CV	-۱	۰	-۰/۲۹	-۰/۳۳
	تولید (MW)	۷۰۹/۹	۴۷۸/۳	۵۵۵/۳	۵۴۴/۴
	سود (\$)	۴۴۱۰	۶۱۱۸	۶۶۰۹	۶۱۵۶

منحنی تقاضای بازار بصورت $P = 35 - 0.018D$ فرض شده و اطلاعات مربوط به تابع هزینه‌ی نیروگاه‌ها در جدول (۱) آورده شده است. همچنین فرآیند آموزش طی ۳۰۰ مرتبه انجام شده است. مقدار اولیه‌ی تغییرات فرضی و شاخص لرنر اصلاح شده در سه تکرار نخست -0.8 و مقدار عرضه‌ی اولیه‌ی نیروگاه‌های ۱ و ۲ به ترتیب (MW) ۴۴۶/۹۹ و (MW) ۷۰۹/۹۸ فرض شده است [۱۲، ۱۳].

جدول ۱: ضرائب تابع هزینه‌ی نیروگاه‌ها

نیروگاه	a	b	c	حداقل تولید	حداکثر تولید
۱	۰	۳	۰/۰۲۵	۰	۸۰۰
۲	۰	۱/۷۵	۰/۰۱۷۵	۰	۸۰۰

۴,۱,۱. مورد مطالعاتی اول:

حالی است که در بازار هیچ قدرت بازاری وجود ندارد، در واقع مدل رقابت کامل تئوری بازی کلاسیک است. همانطور که قبلاً گفته شد و نتایج شبیه سازی نشان می دهند، مدل های مختلف تئوری بازی حالت های خاصی از روش CV [۲] و همچنین روش پیشنهادی هستند بطوری که این حالت، معادل با CV های برابر با -1 در روش CV و معادل با β های (شاخص قدرت بازار) برابر با صفر، در روش پیشنهادی است. نتایج در جداول (۲) و (۳) آمده است.

۴,۱,۲. مورد مطالعاتی دوم:

مورد مطالعاتی دوم معادل با مدل استکلبرگ در تئوری بازی کلاسیک است که نیروگاه اول پیشرو (leader) فرض می شود مقدار CV خود را از فرآیند آموزش بدست می آورد و نیروگاه دوم دنباله‌رو (follower) فرض می شود یعنی عکس العمل های استراتژیک رقیبش را در تصمیم گیری های تولید بعدی خود نادیده می گیرد، که در این صورت مقدار CV این نیروگاه صفر بدست می آید. همچنین فرض می شود که نیروگاه اول بتواند از اطلاعات تاریخی موجود در بازار (استراتژی های قیمت دهی تاریخی خود و اطلاعات تاریخی کل بار) برای استراتژی قیمت دهی خود استفاده کند. نتایج حاصل از شبیه سازی این حالت با هر دو روش CV پویا و روش پیشنهادی بترتیب در جداول (۲) و (۳) آمده است. با مقایسه نتایج بدست آمده از روش CV، با نتایج [۱۲، ۱۴]، دقت نتایج بدست آمده از تعادل بازار آشکار می شود. با مقایسه‌ی نتایج حاصل از شبیه سازی با روش CV و روش پیشنهادی، قیمت تسویه بازار از (\$/MW) ۱۸/۷۲ در روش CV پایه به (\$/MW) ۱۸/۹۷ در روش پیشنهادی افزایش یافته و در نتیجه سود آنها

۴.۳. استراتژی قیمت‌دهی با مدل بازار با انحرافات

تصادفی متغیر با زمان

در این مورد فرض می‌شود که نیروگاه‌های مختلف، داده‌های تاریخی بازار را به روش‌های مختلفی تفسیر می‌کنند و از این رو اغتشاش‌های تصادفی کوچک به تابع تقاضا مرجع اضافه شده‌اند و نیروگاه‌ها توابع تقاضا جدید را به صورت زیر دریافت می‌کنند:

$$f_i(D, t) = 35 - 0.018D + 0.25 - 0.5p(0, 1) \quad (22)$$

که $p(0, 1)$ یک توزیع احتمال یکنواخت استاندارد است نتایج شبیه سازی بازار در شکل (۳) داده شده است.

مقدار قیمت‌دهی هر نیروگاه نمی‌تواند به یک مقدار معین همگرا شود. این تغییرات قابل توجه بین دو فاصله زمانی مجاور، سیستم را کاملاً ناپایدار می‌سازد. این بدان معنی است که الگوریتم براساس تغییرات فرضی پایه، نمی‌تواند در محیط عدم اطمینان ناشی از انحرافات مدل، بطور موثر عمل کند، شکل (۳) تغییرات قیمت تسویه بازار را در پروسه آموزش در این مورد مطالعاتی نشان می‌دهد.

این نوسان‌های ایجاد شده در اثر انحرافات مدل، محاسبه CV را تحت تاثیر قرار می‌دهد که متعاقباً مقادیر قیمت‌دهی نیروگاه‌ها همگرا نمی‌شود و این نوسان‌ها در طول پروسه آموزش، تقویت می‌شوند. در این مورد، آموزش قیمت‌دهی براساس CV با قابلیت فیلتر کردن نویزهای ایجاد شده در اثر عدم قطعیت بار و شرایط رقابت موجود در مورد مطالعاتی بکار برده شده است. طول پنجره لغزان W ، در ۵۰ تنظیم شده است و فاکتور تنظیم h ، ۱۶ قرار داده شده است نتایج شبیه سازی در شکل (۴) نشان داده شده‌اند.

همچنان که از شکل (۴) دیده می‌شود، رفتار منحنی قیمت‌دهی در مقایسه با شکل (۳) کمی پایدارتر شده است. بعد از حدود ۴۵ تکرار الگوریتم‌های آموزشی به حالت پایدار با نوسان‌های جزئی همگرا می‌شوند. مقادیر همگرایی در این مورد، به دلیل حذف پاره‌ای از اطلاعات مفید توسط فیلتر به کار برده شده، متفاوت با مقادیر مورد مطالعاتی بدون در نظر گرفتن اغتشاش‌ها است مشاهده می‌شود که مقدار CV پایدار برای نیروگاه ۱ برابر ۰/۲۱- و برای نیروگاه ۲ برابر ۰/۲۴- است سود پایدار برای نیروگاه ۱ حدود $(\$) 4074/9$ برای نیروگاه ۲ $(\$) 6333/5$ است قیمت بازار همگرا شده $(\$/MW) 18/3$ است هر دو مقدار CV و قیمت تسویه بازار بیشتر از حالت تعادل مورد مطالعاتی پایه بدون در نظر گرفتن اغتشاش است زیرا فیلتر بکار برده شده نه تنها نویز را از انحرافات مدل رفع می‌کند بلکه برخی از اطلاعات مفید عکس‌العمل دیگر نیروگاه‌ها در پروسه آموزش را نیز حذف

جدول ۳: نتایج بازار انحصار دوجانبه با روش پیشنهادی

		مورد ۱	مورد ۲	مورد ۳	مورد ۴
قیمت (\$/MW)		۱۴/۱۷	۱۸/۹۷	۱۹/۲۸	۱۹/۹۲
کل تولید (MW)		۱۱۵۷	۸۹۰	۸۷۳	۸۳۷/۶
نیروگاه ۱	β	۰	۰/۸	۱	۱/۴۹
تولید (MW)		۴۴۶/۹	۴۰۵	۳۹۷	۳۲۵/۶
سود (\$)		۲۴۹۷	۴۴۲۰	۴۳۷۷	۴۱۸۶
نیروگاه ۲	β	۰	۱	۱	۱
تولید (MW)		۷۰۹/۹	۴۸۵	۴۹۴	۵۱۲
سود (\$)		۴۴۱۰	۶۲۹۶	۶۵۲۹	۷۰۱۰

۴.۲. بازار انحصار چندجانبه با شش بازیگر

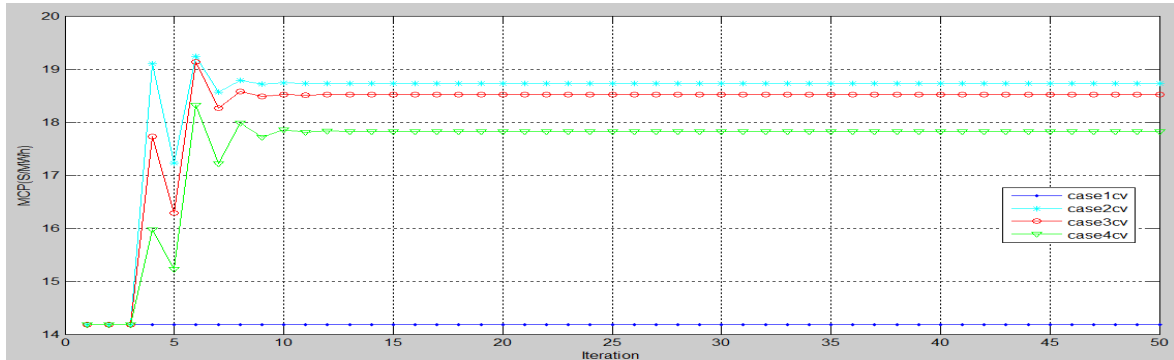
در این قسمت از الگوریتم آموزشی CV و الگوریتم آموزشی پیشنهادی برای تعیین مقدار عرضه‌ی بهینه‌ی شش نیروگاه حاضر در بازار انحصار چندجانبه استفاده شده است. همچنین هر نیروگاه در حالی از اطلاعات تاریخی بازار برای آموزش قیمت‌دهی استفاده می‌کند که رقبای خود را در قالب یک رقیب مجازی کل مدل می‌کند. ضرائب تابع هزینه‌ی نیروگاه‌ها در جدول (۴) آمده است.

در شبیه‌سازی حاضر، فرآیند آموزش نیروگاه‌ها بر اساس رابطه‌ی (۱۷) انجام شده است. مقدار اولیه‌ی β برای همه‌ی نیروگاه‌ها، ۰/۰۱ و مقدار عرضه‌ی اولیه‌ی نیروگاه‌ها برابر با مقدار تولید آنها در بازار رقابتی کامل فرض شده است. نتایج شبیه‌سازی با هر دو روش CV پویا پایه و روش پیشنهادی در جدول (۵) آمده است. با توجه به جدول (۵)، مقایسه‌ی نتایج بدست آمده نشان‌دهنده‌ی افزایش سود دریافتی نیروگاه‌ها است بطوریکه قیمت تسویه بازار از $(\$/MW) 17/47$ در روش CV به $(\$/MW) 17/88$ در روش پیشنهادی افزایش می‌یابد و همه نیروگاه‌ها در روش پیشنهادی در مقایسه با روش CV پویا پایه، با تولید کمتر سود بیشتری بدست آورده‌اند.

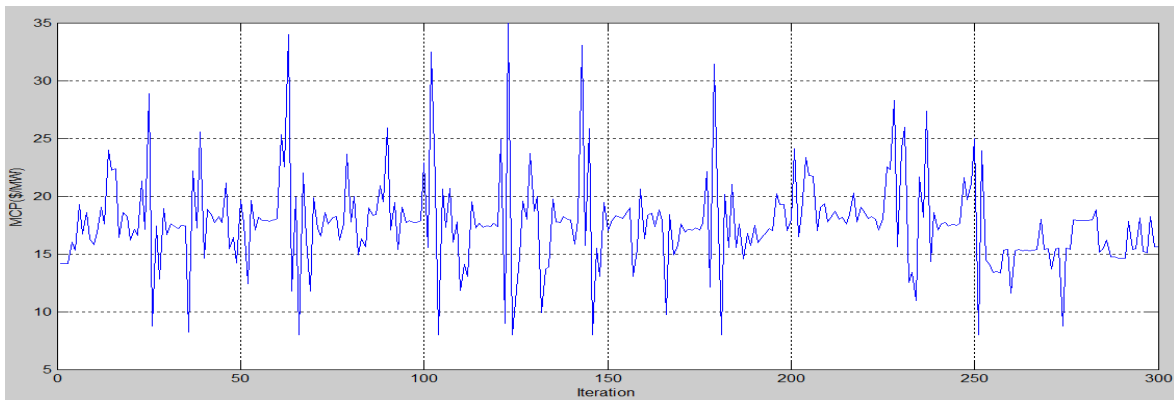
جدول ۴: ضرائب تابع هزینه‌ی نیروگاه‌ها

نیروگاه	a	b	c	حداقل تولید	حداکثر تولید
۱	۰	۲	۰/۰۲	۰	۸۰۰
۲	۰	۱/۷۵	۰/۰۱۷۵	۰	۸۰۰
۳	۰	۳	۰/۰۲۵	۰	۸۰۰
۴	۰	۳	۰/۰۲۵	۰	۸۰۰
۵	۰	۱	۰/۰۶۲۵	۰	۸۰۰
۶	۰	۳/۲۵	۰/۰۰۸۳۴	۰	۸۰۰

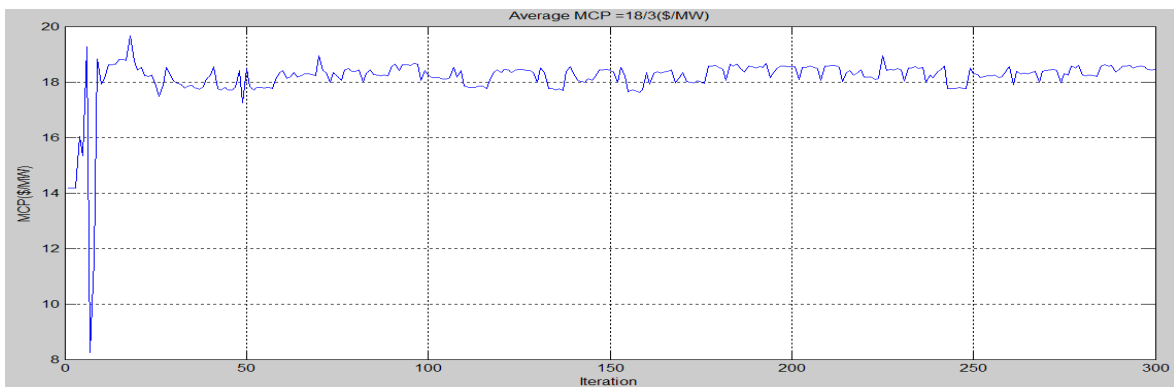
می‌کند و باعث می‌شود تا اعتقاد نیروگاه نسبت به سطح رقابت بازار تغییر کند، و این تغییر انتظار نیروگاه‌ها با مقدار تخمین CV بالاتر منعکس می‌شود و در نتیجه اتخاذ تصمیم بهینه قیمت‌دهی را بعد از آموزش، تحت تاثیر قرار می‌دهد.



شکل (۲): سرعت همگرایی MCP در روش CV پویا برای چهار حالت مختلف



شکل (۳): مقدار MCP در بازار با مدل بازار با انحرافات تصادفی



شکل (۴): مقدار MCP در بازار با مدل بازار با انحرافات تصادفی با فیلتر کردن اغتشاش‌ها

	تولید (MW)	800	تولید (MW)	800
	سود (\$)	8706	سود (\$)	9032

مراجع

- [1] Wen, F.S., David A.K., "Optimal Bidding Strategies And Modeling of Imperfect Information Among Competitive Generators", IEEE Trans Power Syst, Vol. 16, pp. 15-21, 2001.
- [2] Song Y, Ni Y, Wen F, Hou Z, Wu FF. "Conjectural Variation Based Bidding Strategy in Spot Markets: Fundamentals and Comparison with Classical Game Theoretical Bidding Strategies", E Electric Power Syst Res, Vol. 67, pp.45-51, 2003.
- [3] David A.K., Wen F.S., "Strategic Bidding in Competitive Electricity Markets: A Literature Survey", Power Engng Soc Summer Meet, Vol.4, pp.2168-2173, 2000.
- [4] Ferrero R.W., Rivera J.F., Shahidepour S.M., "Application Of Games with Incomplete Information For Pricing Electricity In Deregulated Power Pools". IEEE Trans Power Syst, Vol.13, pp.184-189, 1998.
- [5] Szkuta, B.R., Sanabria, L.A., Dillon, T.S., "Electricity Price Short-Term Forecasting Using Artificial Neural Networks", IEEE Trans Power Syst, Vol.14, pp.851-857, 1999.
- [6] Hong, Y.Y., Tsai, S.W., Weng, M.T., "Bidding Strategy Based on Artificial Intelligence for a Competitive Electric Market", IEE Proc Gener Transm Distrib, Vol.148, pp.150-164, 2001.
- [7] Nogales, F.J., Contreras, J., Conejo, A.J. "Forecasting Next-Day Electricity Prices by Time Series Models". IEEE Trans Power Syst, Vol.16, pp. 342-348, 2002.
- [8] Day, CJ, Hobbs, BF Pang, J." Oligopolistic Competition in Power Networks: a Conjectured Supply Function Approach IEEE Trans Power Syst, Vol. 17, pp. 597-607, 2002.
- [9] Taheri, I., Rashidinejad, M., Badri, A., Rahimi-Kian, A." Analytical Approach in Computing Nash Equilibrium for Oligopolistic Competition of Transmission-Constrained GENCOs", IEEE Systems Journal, Issue. 99, pp. 1-11, 2014.
- [10] Garcia-Alcalde, A., Ventosa, M., Rivier M., Romos A., "Analysis of Equilibrium-Oriented Bidding Strategies with Inaccurate Electricity Market Models ", a conjectural variations approach Power Syst Comput Conf 2002.
- [11] Lindh, T., " the Inconsistency of Consistent Conjectures: Coming Back to Cournot ", Journal of Economic Behavior & Organization, Vol. 18, pp. 69-90, 1992.
- [12] Song, Y, Ni, Y, Wen, F, Hou, Z, Wu, FF ." Conjectural Variation Based Learning Model of Strategic Bidding in Spot Market ", Energy Conversion and Management, Vol. 26, pp. 797-804, 2004.
- [13] Qiu, Zh, Gui, N, Deconinck, G. " Analysis of equilibrium-oriented bidding strategies with inaccurate electricity market models ", Energy Conversion and Management, Vol. 46, pp. 306-314, 2013.
- [14] Hafezinasab, M, rashidinejad, M, abdollahi, A. " bidding strategy in spot markets with definition of a new market power index by using conjectural variation ", Energy Conversion and Management, Vol. 2, No. 2, pp. 63-69, 2014.
- [15] Lagarto, J., Sousa, J, LIE, TT., " Measuring Market Power in the Spanish Electricity Market Using a Conjectural Variation Approach ", in the 3th international conference 'the European electricity market.EEM-06' challenge of unification, 2006
- [16] Conjectural Variations and Competition Policy: Theory and Empirical Techniques. A Report for the OFT by RBB Economics, October 2011
- [17] Naghibi-Sistani, M.B, Akbarzadeh-Tootoonchi, M.R, Javidi-Dashteh Bayaz, M.H, Rajabi-Mashhadi, H ." Application of Q-Learning with Temperature Variation for Bidding Strategies in Market Based Power Systems ", Energy Conversion and Management, Vol. 47, pp. 1529-1538, 2006.

۵. نتیجه گیری

در مقاله‌ی حاضر برای تعیین مقدار عرضه‌ی بهینه نیروگاه‌های حاضر در بازار انحصار چندجانبه از روش تغییرات فرضی استفاده شده است. نایقینی-های موجود در مورد رفتار رقبا موجب می‌شود که مقدار قطعی تغییرات فرضی نامشخص باشد، لذا در مقاله‌ی حاضر از شاخص لرنر اصلاح شده برای آموزش دینامیکی نیروگاه‌ها استفاده شده است. تجزیه و تحلیل نتایج حاصله و مقایسه‌ی آن با مطالعات پیشین مویده صحت روش ارائه شده است. همچنین روش پیشنهادی سرعت همگرا شدن به پاسخ بهینه را بهبود بخشیده است. از آنجائی که در نظر گرفتن قیود امنیت خطوط شبکه‌ی انتقال در مسئله‌ی تعیین مقدار عرضه‌ی بهینه منجر به افزایش نایقینی نیروگاه‌ها در تصمیم‌گیری می‌شود، با گسترش روش ارائه شده و انجام آموزش دینامیکی می‌توان به تعیین تعادل نش در مسئله‌ی قیمت‌دهی امنیت‌مقید مبادرت نمود.

جدول ۵: نتایج شبیه‌سازی بازار ۶ بازیگری

روش CV پایه		روش پیشنهادی		
قیمت (\$/MW)	17/47	17/88		
کل تولید (MW)	3595	3490		
نیروگاه 1	CV	-0/29	β	1/154
	تولید (MW)	680/6	تولید (MW)	649
	سود (\$)	5896	سود (\$)	6093
نیروگاه 2	CV	-0/8	β	0/01
	تولید (MW)	800	تولید (MW)	800
	سود (\$)	6975	سود (\$)	7301
نیروگاه 3	CV	-0/52	β	1/268
	تولید (MW)	538/7	تولید (MW)	497/6
	سود (\$)	4167	سود (\$)	4307
نیروگاه 4	CV	-0/52	β	1/268
	تولید (MW)	538/7	تولید (MW)	497/6
	سود (\$)	4167	سود (\$)	4307
نیروگاه 5	CV	0/81	β	1/646
	تولید (MW)	237	تولید (MW)	245/1
	سود (\$)	2148	سود (\$)	2259
نیروگاه 6	CV	-0/8	β	0/01