

خرده‌فروشی انرژی الکتریکی با راهبرد تمرکز بر اساس یادگیری عامل هوشمند

شقایق یوسفی^۱، محسن پارسا مقدم^{۲*}، وحید جوهری مجد^۳

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

۲- استاد گروه قدرت، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

۳- دانشیار گروه قدرت، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

parsa@modares.ac.ir

چکیده - عملکرد هوشمندانه بازیگران هدفمند و تصمیم ساز بازار خرده‌فروشی انرژی الکتریکی که با انواعی از روابط تجاری، رقابت و همکاری به دنبال تامین منافع خود هستند، فضای بازار شبکه توزیع هوشمند را به یک سیستم چند عاملی متشکل از عاملهای هوشمند و نامتجانس نزدیک می‌کند. در این مقاله مدلی چند عاملی از بازار خرده‌فروشی ارائه گردیده و از قابلیت یادگیری عامل خرده فروش برای قیمت دهی زمان واقعی در بازار روز بعد استفاده شده است. عامل هوشمند خرده‌فروش با بهره گیری از گزینه‌های متنوع تامین انرژی از قبیل بازار عمده فروشی و مولدهای پراکنده، بخشی از تقاضای سه عامل مشتری منطبق بر سه روش قیمت دهی ثابت، زمان-استفاده و زمان واقعی را تامین می‌کند. این مقاله تابع جدیدی از تقاضای مشتریان بر حسب قیمت را با هدف مدلسازی پاسخ مشتریان به قیمتهای ساعتی روز بعد پیشنهاد می‌دهد که از تطبیق تابع سهم بازار با تغییرات ساعتی قیمت منابع انرژی بدست می‌آید. در اینجا طراحی سناریوی خرید و قیمت دهی بر اساس راهبرد تمرکز بر مشتریان فعال در بازار انجام می‌شود و تاثیر آن در خرده‌فروشی با نتایج اتخاذ راهبرد کسب بیشترین سود مقایسه می‌گردد. ارزیابی مدل پیشنهادی در مطالعات عددی با استفاده از داده‌های بازار نیوانگلند ارائه می‌گردد.

کلید واژگان: راهبرد تمرکز، بازار خرده‌فروشی روز بعد، تابع پذیرش ساعتی، سیستمهای چند عاملی،

قیمت دهی زمان واقعی، Q-learning

۱- مقدمه

شبکه‌های توزیع هوشمند از بازیگران تصمیم‌سازی با روابط پیچیده تشکیل می‌شود که هر یک به دنبال تأمین حداکثری منافع و یا عمل به رسالت خود انواعی از ارتباطات همکاری، رقابت و معامله را با سایر بازیگران شبکه برقرار می‌کنند. از همین رو می‌توان محیط شبکه توزیع هوشمند را مشابه با یک سیستم چند عاملی متشکل از عامل‌های هوشمند غیر متجانس و مرتبط با یکدیگر دانست و فعالیت‌های درون شبکه‌ای را با عملکرد عامل‌های هوشمند غیر متجانس و مرتبط با یکدیگر مدل کرد. مطالعات مختلفی در باب کاربرد سیستم‌های چند عاملی در حوزه مهندسی قدرت انجام شده است [۵-۱]. در مرجع [۵] رقابت بین خرده‌فروشها و پاسخ مشتریان به قیمت دهی زمان- استفاده (TOU) با استفاده از نوعی تکنیک یادگیری تقویتی با عنوان Q-Learning (QL) و در یک محیط چند عاملی مدل شده است. بازار خرده‌فروشی و اجزای مختلف آن در بسیاری از مطالعات اخیر مورد بررسی قرار گرفته‌است. برخی از مقالات به انواع برنامه های پاسخگویی بار (DR) و حضور مشتریان در بازار خرده‌فروشی پرداخته‌اند [۹-۶]. برخی دیگر به روشهای قیمت‌دهی در خرده‌فروشی برق اشاره کرده‌اند [۱۲-۱۰].

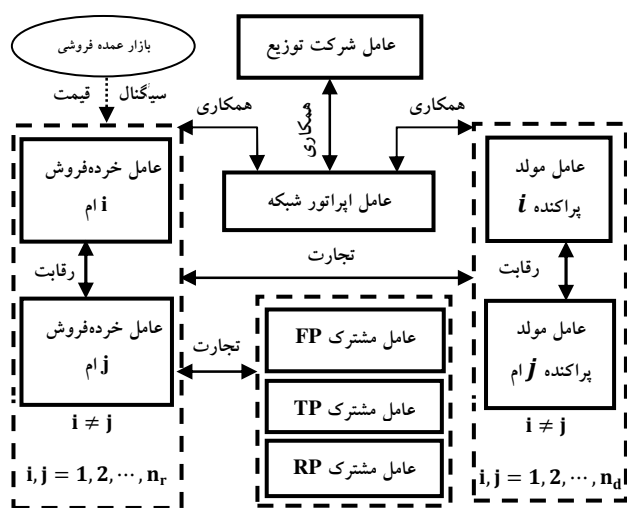
تولیدات پراکنده از اجزای جدایی ناپذیر شبکه‌های توزیع هوشمند خواهند بود. در مراجع [۱۳ و ۱۰] به گزینه تأمین انرژی از طریق واحدهای تولید پراکنده متعلق به خرده‌فروش اشاره شده است اما تولیدات پراکنده به عنوان تولیدکنندگان مستقلی که قادر به قیمت‌دهی و فروش انرژی تولیدی خود به خرده‌فروشها باشند، دیده نشده‌اند. همچنین در بازار رقابتی شبکه‌های توزیع هوشمند،

مشتریان حق انتخاب و تغییر خرده‌فروش خود را حتی در بازار کوتاه مدت روز بعد خواهند داشت. در صورتی که مطالعات پیشین امکان تغییر خرده‌فروش را در بازه‌های حداقل ماهانه به مشتری می‌دهند و برای بازار روز بعد امکان این تغییر را در نظر نمی‌گیرند. مقاله [۱۰] نوعی از تابع پذیرش را برای مدلسازی پاسخ مشتریان بکار برده است که نشان می‌دهد با پیشنهاد مقادیر مختلف قیمت در قیمت‌دهی ثابت، چند درصد از مشتریان اولیه متقاضی خرید از خرده‌فروش پیشنهاد دهنده قیمت باقی می‌مانند. این تابع نوعی مدلسازی رقابت غیر مستقیم خرده‌فروشها محسوب می‌شود. مرجع [۱۲] با استفاده از مطالعات خوشه‌بندی مشتریان، تابع پذیرش پله‌ای تعریف کرده است که حداکثر هزینه انرژی قابل تحمل برای هر خوشه از مشتریان را نشان می‌دهد. این مدل پاسخ صفر و یک مشتریان را شبیه‌سازی می‌کند و درصد تغییر در میزان مصرف انرژی مشتریان را نشان نمی‌دهد. مرجع [۱۱] تابع پذیرش دو تکه‌ای برای قیمت‌دهی TOU تعریف کرده است که از دو خط با شیب نزولی برای دو بازه قیمت‌دهی تشکیل می‌شود.

در این مقاله مدلی چند عاملی از بازار خرده‌فروشی در شبکه‌های توزیع هوشمند ارائه می‌گردد که با توجه به خاصیت مدولاریته سیستم‌های چند عاملی امکان افزودن اعضای جدید از قبیل خرده‌فروشها، مشتریان و تولیدات پراکنده جدید به این سیستم وجود دارد. بازار خرده‌فروشی مدل شده در این مقاله، ارتباط بین یک عامل خرده‌فروش و سه گروه از مشتریان در قالب عامل‌های مشتریان با قیمت‌دهی ثابت، قیمت‌دهی زمان- استفاده و قیمت‌دهی زمان واقعی در بازار روز بعد را مورد بررسی قرار می‌دهد. از این پس عامل‌های مشتریان با قیمت‌دهی

را که افزون بر انرژی خریداری شده توسط خرده‌فروشن در قراردادهای بلند مدت است، تامین نماید. در همین راستا از روش هوشمند شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی مصرف انرژی الکتریکی این دو گروه از مشتریان استفاده می‌کند. به منظور اثبات درستی عملکرد روش QL در بهینه‌سازی تابع سود خرده‌فروشی و تعیین قیمت‌های بهینه ساعتی، از روش هوشمند الگوریتم ژنتیک نیز در این مقاله استفاده شده است که حاصل این مقایسه، برتری روش یادگیری QL در تعیین قیمت‌های ساعتی با هدف حداکثرسازی سود با توجه به میزان سود بدست آمده است.

ساختار این مقاله در ادامه به این صورت تنظیم شده است: در بخش دوم مدل چند عاملی بازار خرده‌فروشی ارائه شده است، بخش سوم به تامین انرژی برای مشتریان براساس راهبرد تمرکز اختصاص یافته است، مطالعات عددی در بخش چهارم ارائه گردیده و در نهایت نتیجه گیری مقاله در بخش پنجم آورده شده است.



شکل ۱ مدل چند عاملی بازار خرده‌فروشی

ثابت، زمان- استفاده و زمان واقعی به ترتیب با نامهای عامل fixed pricing (FP)، عامل TOU pricing (TP) و عامل real time pricing (RP) خوانده می‌شوند. تمرکز اصلی مطالعات بر مسئله تعیین بهترین سناریوی خرید از منابع انرژی در دسترس شامل تولیدات پراکنده و بازار عمده‌فروشی برای تامین انرژی مورد نیاز هر سه عامل مشتری و همچنین تعیین قیمت‌های ساعتی بهینه روز-پیش برای پیشنهاد به عامل RP با هدف ایجاد مصالحه‌ای بین کسب حداکثر سود خرده‌فروشی و حفظ مشتریان موجود می‌باشد. خرده‌فروش مورد نظر در تامین انرژی و قیمت دهی برای مشتریان خود از راهبرد تمرکز بهره می‌گیرد تا ضمن کسب سود، رضایت گروه خاصی از مشتریان فعال در بازار را تامین کند و از کاهش بار مورد تقاضا جلوگیری کند. عامل هوشمند خرده‌فروش با استفاده از تکنیک یادگیری QL در یک جستجوی همراه با سعی و خطا می‌آموزد که ضمن اتخاذ راهبرد تمرکز چه قیمتی بیشترین سود را برای او به ارمغان می‌آورد. این مقاله روش بهینه سازی جدیدی برگرفته از روش یادگیری عامل‌های هوشمند را در تعیین قیمت‌های ساعتی بهینه بکار می‌برد و همچنین مدلی که از رفتار مشتریان در برابر قیمت‌های پیشنهادی مورد استفاده قرار می‌گیرد، نوع جدیدی از تابع تقاضای مشتریان بر حسب قیمت است که از تطبیق تابع پذیرش مربوط به قیمت دهی ثابت [۱۰] با آهنگ تغییرات ساعتی قیمت منابع انرژی بدست می‌آید. بازه‌زمانی مورد نظر برای تامین انرژی و قیمت‌دهی، ۲۴ ساعت آینده است و فرض بر این است که قیمت‌های عمده فروشی و تولیدات پراکنده و نیز تقاضای اولیه عامل RP در اختیار خرده‌فروش قرار دارند. عامل خرده‌فروش موظف است انرژی مورد نیاز عامل‌های مشتریان FP و TP

۲- مدل چند عاملی بازار خرده‌فروشی

هوشمندی بازیگران تصمیم‌ساز شبکه توزیع هوشمند و روابط همکاری، رقابت و تجاری بین آنها، این سیستم را مشابه یک سیستم چند عاملی متشکل از عاملهای هوشمند، غیر متجانس و مرتبط می‌سازد که در شکل ۱ نشان داده شده است.

عامل اپراتور شبکه به عنوان مدیر و ناظر سیستم توزیع با بکارگیری سیستم مانیتورینگ گسترده (WAMS) وظیفه نظارت بر اجرای بازار خرده‌فروشی، اعطای مجوز به بازیگران مختلف و محاسبه و مراقبت بر فاکتورهای اصلی را برعهده دارد. عامل شرکت توزیع مدیریت سرمایه‌های شبکه، کلیه عملیات بازمینی، تعمیرات، احداث و توسعه شبکه را برعهده دارد. در این مقاله عاملهای مولد پراکنده (DG) در کنار بازار عمده فروشی تأمین کننده انرژی مورد نیاز خرده‌فروش محسوب می‌شوند. عاملهای خرده‌فروشی نماینده بنگاه های اقتصادی خرید و فروش برق در شبکه توزیع هستند که با تنوع در روشهای قیمت دهی و برنامه‌های DR ارائه شده سعی در جلب و حفظ نظر مشتریان بیشتری دارند. عاملهای مشتری از نگاه خرده‌فروش، نماینده گروه‌های مختلف مشتریان براساس روش قیمت‌گذاری انتخاب شده آنها هستند. در این مقاله سه نوع قیمت‌گذاری ثابت، زمان استفاده و زمان واقعی و مطابق با آن سه عامل مشتری در نظر گرفته شده است. عاملهای FP و TP خواهان انرژی مطمئن و ارزان اما نه باقیمت‌های متغیر هستند و براساس نوع قرارداد منعقد شده، خرده‌فروش موظف است انرژی مورد نیاز این مشتریان را تا سقف تعیین شده تأمین کند و

لازم است از روشهای پیش‌بینی بار برای تأمین انرژی مورد نیاز آنها اقدام کند. عامل RP نماینده گروهی از مشتریان است که در بازار خرده‌فروشی حضوری فعال دارند و بخشی از بار مورد نیاز خود را از بازارهای روز-پیش و زمان واقعی خریداری می‌کنند. این مشتریان انواع تعرفه های زمان واقعی را مانیتور می‌کنند و بهترین خرده‌فروش را برمی‌گزینند. در اینجا دو عامل اول با نام عاملهای غیر فعال و عامل سوم با نام عامل فعال شناخته می‌شوند

۳- تأمین انرژی براساس راهبرد تمرکز

تأمین انرژی و قیمت دهی به مشتریان می‌تواند بر اساس راهبرد های گوناگونی انجام شود [۱۴]. فرض کنیم خرده فروش به دنبال کسب بیشترین سود در بازار روز بعد باشد. بر اساس این راهبرد لازم است خرده‌فروش تغییرات قیمت در بازار روز بعد و لحظه‌ای را حتی‌الامکان به قیمت‌دهی برای مشتریان فعال منتقل کند تا کمترین زیان را از جهش‌های قیمتی پیش‌بینی نشده متحمل شود. اما اگر بنا بر تمرکز بر مشتریان فعال (با حق تغییر خرده فروش در کوتاه مدت) باشد، این راهبرد از پیشنهاد قیمت‌های بالا برای مشتریان فعال که امکان تغییر خرده فروش را دارند جلوگیری می‌کند و قیمت دهی را به گونه ای هدایت می‌کند که پذیرش قیمت‌ها از حداقل تعیین شده ای (AC^{min}) بیشتر باشد یا ریزش تقاضا از حداکثر مشخصی ($1 - AC^{min}$) کمتر باشد. از همین رو در راهبرد تمرکز، خرده‌فروش با توجه به منابع انرژی مختلفی که در دسترس دارد، انرژی مورد نیاز مشتریان فعال را در مرحله اول و با خرید از منابع ارزان‌تر تأمین می‌کند و در قیمت دهی، قید مذکور را لحاظ می‌کند و سپس در مرحله بعد به تأمین انرژی مورد نیاز مشتریان غیر فعال می‌پردازد

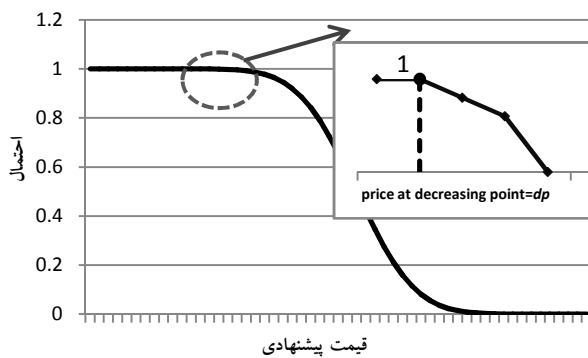
1. Wide Area Measurement System (WAMS)

[۱۰] از نوعی تابع سهم بازار^۱ (MSF) مشابه با (۱) استفاده کرده است که احتمال پذیرش قیمت ثابت (P_{fix}) پیشنهاد شده به مشتریان را با $AC(P_{fix})$ نشان دهد.

$$AC(P_{fix}) = 1 - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{P_{fix}} e^{-(0/5)(\frac{t-m}{\sigma})^2} dt \quad (1)$$

که پارامترهای σ, m مقادیر ثابتی هستند و P_{fix} قیمت ثابت پیشنهاد شده به مشتریان را نشان می‌دهد. همانطور که در (۲) مشاهده می‌شود، dp نقطه آغاز روند نزولی تابع پذیرش یعنی قیمتی است که در آن و پیش از آن، ۱۰۰٪ مشتریان پیشنهاد خرده‌فروش را می‌پذیرند و قیمت‌های بیشتر با اقبال بخشی از مشتریان مواجه می‌شوند (شکل ۳).

$$dp = \{P_{fix} | AC(P_{fix}) = 1 \text{ \& } AC(P_{fix} + \varepsilon) < 1\} \quad (2)$$



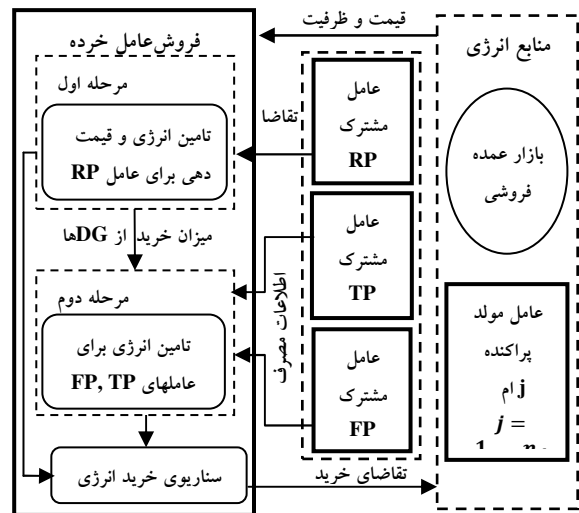
شکل ۳ تابع پذیرش قیمت در قیمت دهی ثابت

بنابراین اگر تقاضا در قیمت dp برابر با d_0 در نظر گرفته شود، تابع تقاضای مشتریان بر حسب تابع سهم بازار (d^{MSF}) به شکل (۳) خواهد بود.

$$d^{MSF} = d_0 \left[1 - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{P_{fix}} e^{-(0/5)(\frac{t-m}{\sigma})^2} dt \right] \quad (3)$$

1. Market Share Function (MSF)

تا قیمت‌های کمتری با درصد پذیرش بالاتری به عامل RP پیشنهاد شود. شکل ۲ مراحل تأمین انرژی و قیمت دهی به مشتریان براساس راهبرد تمرکز را نشان می‌دهد.



شکل ۲ مراحل تأمین انرژی و قیمت دهی به مشتریان براساس راهبرد تمرکز

۳-۱- مرحله اول: تأمین انرژی و قیمت دهی به مشتریان فعال

خرده‌فروش قیمت‌های پیشنهادی خود را به مشتریان ارائه می‌کند و پاسخ آنها را مشاهده می‌کند. پاسخ مشتریان در قالب کاهش مصرف انرژی و یا تغییر خرده‌فروش ظاهر می‌شود.

۳-۱-۱- مدل‌سازی پاسخ مشتریان فعال به قیمت‌های پیشنهادی

تابع چگالی احتمالی که خرده‌فروش براساس آن قیمت‌های خود را تعیین می‌کند، با نام تابع پذیرش یا تابع سهم بازار، تابعی نزولی است که درصد پذیرش قیمت پیشنهادی از سوی مشتریان را نشان می‌دهد [۱۰]. مرجع

معناست که مشتریان تا قیمت‌هایی برابر با نقاط شکست یعنی کمی بیش از قیمت ساعتی منابع انرژی، قیمت‌های پیشنهادی خرده‌فروش را می‌پذیرند ولی در قیمت‌های بالاتر از آن مصرف خود را کاهش می‌دهند، یا خرده‌فروش خود را تغییر می‌دهند و یا ترکیبی از این دو واکنش را نشان می‌دهند. پس هر تابع پذیرش باید به اندازه نقطه شکست خود نسبت به تابع پذیرش پایه یعنی (۱) شیفت پیدا کند که نتیجه آن تابع پذیرش پیشنهاد شده برای قیمت‌های زمان واقعی $(P_{RT}(h))$ طبق (۵) خواهد بود.

$$AC(P_{RT}(h)) = 1 - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{P_{RT}(h)} e^{-\frac{(t+dp-DP(h)-m)^2}{\sigma^2}} dt \quad (5)$$

شکل ۴ تابع پذیرش ساعتی (HAF) را نشان می‌دهد که پاسخ مشتریان به قیمت‌های هر ساعت را بر اساس احتمال پذیرش قیمت (در بازه [۰، ۱]) مدل می‌کند. تابع تقاضای مشتریان $(d^{HAF}(h))$ برگرفته از تابع پذیرش HAF در (۶) تبیین می‌شود.

$$d^{HAF}(h) = d_0(h) \times \left[1 - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{P_{RT}(h)} e^{-\frac{(t+dp-DP(h)-m)^2}{\sigma^2}} dt \right] \quad (6)$$

که در آن تقاضای اولیه مشتریان، تقاضای آنان در قیمت $DP(h)$ است یا به عبارتی $d_0(h) = d(DP(h))$ می‌باشد.

قیمت‌دهی زمان واقعی از ۲۴ قیمت پیشنهادی برای ۲۴ ساعت مصرف تشکیل شده است که هر ساعت قیمت ثابتی را به خود اختصاص می‌دهد. پس می‌توان برای ۲۴ ساعت آینده از ۲۴ تابع پذیرش مشابه با (۱) اما تنظیم شده برای ساعت مورد نظر استفاده کرد. پاسخ مشتریان به قیمت‌های خرده‌فروشی از نگاه آنها به وضعیت بازار و تحلیلی که در مورد روند تغییر قیمت انرژی دارند، نشأت می‌گیرد. بنابراین تغییرات ساعتی قیمت انرژی از سوی تولیدکنندگان که تابعی از میزان تقاضای انرژی، برنامه فعالیت نیروگاه‌ها و احتمالاً خطاهای پیش آمده است، در پاسخ مشتریان به قسمت‌های پیشنهادی تأثیر مستقیم دارد. از همین رو توابع بیست و چهارگانه پذیرش قیمت‌ها با توجه به تغییرات قیمت انرژی در نقطه dp یعنی آغاز روند نزولی پذیرش قیمت‌ها متفاوت و منطبق با وضعیت متغیر بازار خواهند بود. با در نظر گرفتن یک حاشیه سود برای خرده‌فروش، نقاط شکست $DP(h)$ را مطابق با (۴)، اندکی بیش از میانگین قیمت انرژی از سوی تولیدکنندگان فرض می‌کنیم.

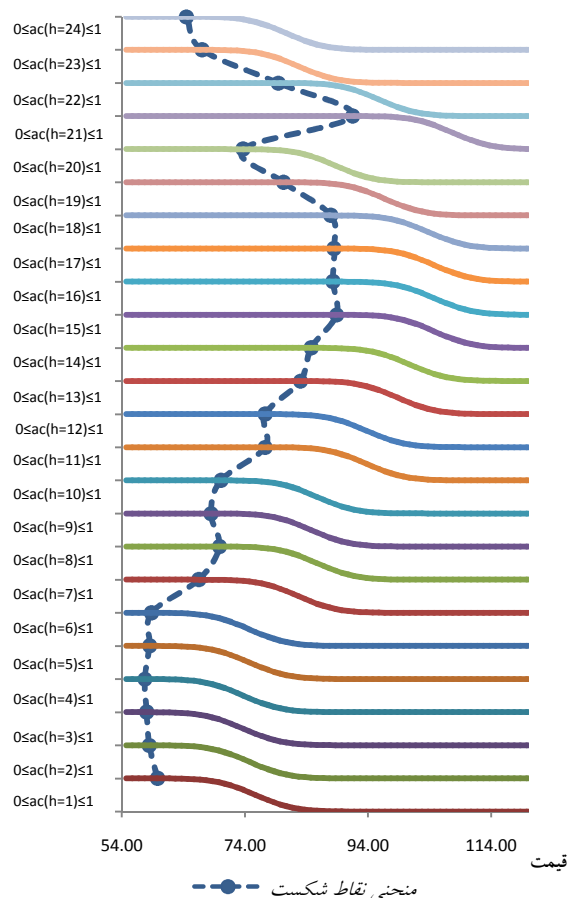
$$DP(h) = c + \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n ER_{price_k}(h) \quad (4)$$

که در آن $ER_{price_k}(h)$ قیمت روز-پیش ساعتی مربوط به منبع انرژی k ام است. مقدار ثابت c به فاکتورهایی چون سقف قیمت خرده‌فروشی و راهبرد قیمت‌دهی سایر خرده‌فروشها بستگی دارد. این بدان

برای تامین انرژی مشتریان فعال خریداری شود $(ER_{vol_k^a}(h))$ ، مقادیر نامعلومی هستند که در بهینه‌سازی (۷) بدست می‌آیند. ظرفیت تولید الکتریسیته مربوط به منبع انرژی k ام با $cap_k(h)$ نشان داده شده است. قید (۷-ت) از راهبرد تمرکز برمی‌خیزد که پذیرش قیمت‌ها را به حداقل مقدار AC^{min} مشروط می‌کند. قید (۷-ج) حداقل و حداکثری برای قیمت پیشنهادی تعیین می‌کند که البته تابع پذیرش مشتریان در مقابل افزایش بی‌رویه قیمت‌ها قیدی خواهد بود تا مصالح‌های بین سود حاصل از فروش هر مگاوات ساعت انرژی و میزان انرژی فروخته شده برقرار گردد.

۳-۱-۳- تأمین انرژی و قیمت‌دهی براساس روش یادگیری

عامل خرده‌فروش، عاملی هوشمند است که از عملکرد خود در گذشته برای مسیر آینده خود درس می‌گیرد و با توجه به پاداشهایی که از انجام اعمال مختلف دریافت کرده، بهترین عمل را برای قدم‌های بعدی انتخاب می‌کند. در این مرحله عامل خرده‌فروش مانند عامل یادگیرنده‌ای که شناخت اندکی از محیط پیرامون خود دارد، در یک جستجوی همراه با سعی و خطا به آزمودن قیمت‌های مختلف و انتخاب بهترین قیمت در هر ساعت می‌پردازد. در واقع برای بهینه‌سازی تابع سود خرده‌فروش از روشی برگرفته از روش یادگیری QL استفاده شده است. در این روش $S = \{s_1, s_2, \dots, s_{n_s}\}$ مجموعه حالت‌های تعریف شده و $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{n_a}\}$ مجموعه اعمال ممکن برای عامل است. عامل خرده‌فروش در هر مرحله از پروسه یادگیری براساس سیاست‌های اتخاذ شده و احتمالات تخصیص داده شده یکی از اعمال مربوط به حالت جاری خود را انتخاب می‌کند و تغییر



شکل ۴ تابع پیشنهادی پذیرش قیمت زمان واقعی

۳-۱-۲- تابع سود خرده‌فروشی

راهبرد تمرکز با تضمین حداقل پذیرش قیمت و حداکثر ریزش بار، قیمت دهی را به سمت جذب حداکثری مشتریان سوق می‌دهد. قیمت‌های زمان واقعی برای مشتریان فعال براساس راهبرد تمرکز از حداکثر سازی سود حاصل از فروش انرژی به مشتریان فعال $(B_a(h))$ تعیین می‌شوند که در (۷) تبیین شده است. تقاضای اولیه مشتریان و قیمت‌های پیشنهادی از طرف منابع انرژی شناخته شده‌اند اما تعرفه‌های ساعتی برای روز بعد و مقدار انرژی که باید از هر یک از منابع انرژی

$$p(s_i, a_i) = \frac{e^{Q_{i-1}(s_i, a_i)/T_i}}{\sum_{j=1}^n e^{Q_{i-1}(s_i, a_j)/T_i}} \quad (9)$$

که $i = 1, 2, \dots, L$ شمارنده تکرارها در پروسه یادگیری حداکثر تا L تکرار است و $p(s_i, a_i)$ احتمال انتخاب عمل a_i در حالت s_i محسوب می‌شود. سیاست انتخاب عمل در هر مرحله، ترکیبی از سیاست‌های حریصانه (greedy) و نرم (soft-max) تعریف شده است. سیاست حریصانه سیاست انتخاب محتمل‌ترین عمل و سیاست نرم مشابه با روش انتخاب رولت، سیاست انتخاب عمل با تولید یک عدد تصادفی است که قرار گرفتن این عدد در بازه مربوط به هر عمل به انتخاب آن منجر می‌شود. طول بازه‌ها بر اساس احتمالات تخصیص یافته در (۹) تعیین می‌گردد. در سیاست نرم، دما به تدریج در طول پروسه یادگیری کاهش می‌یابد. روند کاهش دما در رابطه احتمال بولتزن طبق (۱۰) در نظر گرفته شده است.

$$T_i = L(1 - (i - 1)/L) + 1e - 5 \quad (10)$$

که مقدار کوچک $1e - 5$ از صفر شدن دما جلوگیری می‌کند. سیاست اتخاذ شده به انتخاب عمل a_i در حالت جاری s_i منجر می‌شود که تغییری در قیمت را بر اساس (۸) به دنبال دارد. تغییر ایجاد شده در قیمت به تغییری در سود خرده‌فروشی منجر خواهد شد. حالت جدید عامل براساس (۱۱) تعیین می‌شود.

$$S = \{s_+, s_-, s_0\} \quad (11)$$

که در آن:

$$s_i = \begin{cases} s_+ = +1 & \text{if } B_{a_i}(h) > B_{a_{i-1}}(h) \\ s_0 = 0 & \text{if } B_{a_i}(h) = B_{a_{i-1}}(h) \\ s_- = -1 & \text{if } B_{a_i}(h) < B_{a_{i-1}}(h) \end{cases} \quad (11-b)$$

تعریف شده‌ای در قیمت طبق (۸) ایجاد می‌کند که در صورت رعایت قیود (۷-ت) و (۷-ج) قیمت جدید به عنوان یک قیمت کاندیدا پذیرفته می‌شود.

$$\begin{aligned} \text{Maximize}_{\{ER_{vol_k^a}(h), k=1, \dots, n\} \cup \{P_{RT}(h)\}} B_a(h) \\ = d^{HAF}(h) \times P_{RT}(h) \\ - \sum_{k=1}^n \left(ER_{vol_k^a}(h) \right. \\ \left. \times ER_{price_k}(h) \right) \end{aligned}$$

$$\text{s.t.:} \quad (11-v)$$

$$d^{HAF}(h) = d_0(h) \left[1 - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{P_{RT}(h)} e^{-(0/5) \left(\frac{t+dp-DP(h)-m}{\sigma} \right)^2} dt \right] \quad (11-v-b)$$

$$d^{HAF}(h) = \sum_{k=1}^n ER_{vol_k^a}(h) \quad (11-v-p)$$

$$d^{HAF}(h) \geq d_0(h) \times AC^{min} \quad (11-v-t)$$

$$0 \leq ER_{vol_k^a}(h) \leq cap_k(h) \quad (11-v-th)$$

$$P_{RT}^{min}(h) \leq P_{RT}(h) \leq P_{RT}^{max}(h) \quad (11-v-j)$$

$$A = \{a_+, a_-, a_0\} \quad (11-l)$$

که در آن:

$$P_{RT_i}(h) \xrightarrow{a_+} \left(P_{RT_{i+1}}(h) = P_{RT_i}(h) + \Delta P \right) \quad (11-l-b)$$

$$P_{RT_i}(h) \xrightarrow{a_-} \left(P_{RT_{i+1}}(h) = P_{RT_i}(h) - \Delta P \right) \quad (11-l-p)$$

$$P_{RT_i}(h) \xrightarrow{a_0} \left(P_{RT_{i+1}}(h) = P_{RT_i}(h) \right) \quad (11-l-t)$$

اندیس i در کنار $P_{RT}(h)$ نشان دهنده مقدار قیمت در تکرار i ام پروسه یادگیری می‌باشد. بر اساس رابطه بولتزن (۹) به هر "عمل-حالت" احتمالی تخصیص داده می‌شود.

۳-۱-۴- تأمین انرژی و قیمت‌دهی براساس الگوریتم

ژنتیک

به منظور ارزیابی روش یادگیری در تعیین قیمت بهینه برای مشتریان همزمان با تعیین سناریوی خرید از منابع انرژی، از روش هوشمند الگوریتم ژنتیک (GA) نیز برای این منظور استفاده می‌گردد. الگوریتم ژنتیک برای پاسخ بهینه‌ای در میان جمعیتی از کروموزوم‌ها جستجو می‌کند.

جمعیت اولیه کروموزوم‌ها (قیمتها) به طور تصادفی تولید می‌شوند. هر کروموزوم یک پاسخ کاندیدا برای مسئله تعیین قیمت پیشنهادی در نظر گرفته شده و با توجه به تابع برازندگی تعریف شده، ارزشی به آن تخصیص داده می‌شود که احتمال انتخاب آن را در تولید جمعیت بعد نشان می‌دهد. سپس با استفاده از اپراتورهای تقاطع و جهش، جمعیت جدیدی از کروموزوم‌های انتخاب شده به عنوان والد‌ها بوجود می‌آید و تولید نسل‌های جدید تا رسیدن به تغییر اندک در سود خرده‌فروشی ادامه می‌یابد. تابع تناسبی (Proportional) به عنوان تابع مقیاس گذاری برازندگی، تابع تقاطع، هوشمندانه و با کسر ۰/۸ و تابع جهش از نوع تطبیقی (Adaptive feasible) انتخاب شده‌اند. همچنین انتخاب کروموزوم‌ها بر اساس روش رولت انجام می‌شود.

۳-۱-۴- مرحله دوم: تأمین انرژی برای مشتریان غیر فعال

همانطور که ذکر شد، خرده‌فروش از روشهای پیش بینی بار مانند شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی بار روز بعد مشتریان غیر فعال خود استفاده می‌کند. در این مقاله برای پیش‌بینی بار ۲۴ ساعت بعد، از یک شبکه عصبی با تابع آموزش Bayesian regularization. متشکل از سه لایه ورودی با دو نرون (تقاضای روز- پیش و دمای پیش‌بینی شده برای زمان مصرف)، لایه پنهان با ۴۰ نرون و لایه خروجی با یک نرون (بار پیش‌بینی شده) استفاده شده

اندیس i در کنار $B_a(h)$ نشان دهنده مقدار سود در تکرار i ام پروسه یادگیری می‌باشد. با تغییر سود خرده فروشی، پاداش r_i نشان داده شده در (۱۲) به عامل داده می‌شود و براساس پاداش دریافتی، ارزش "عمل-حالت" مربوط به عمل a_i در حالت s_i بر اساس (۱۳) تغییر می‌کند. طبق (۹) ارزش هر "عمل-حالت" بر احتمال انتخاب عمل در حالت تأثیر خواهد داشت.

$$r_i = 100 \times s_{i+1} + 1e - 3 \times (s_{i+1} + 1) \quad (12)$$

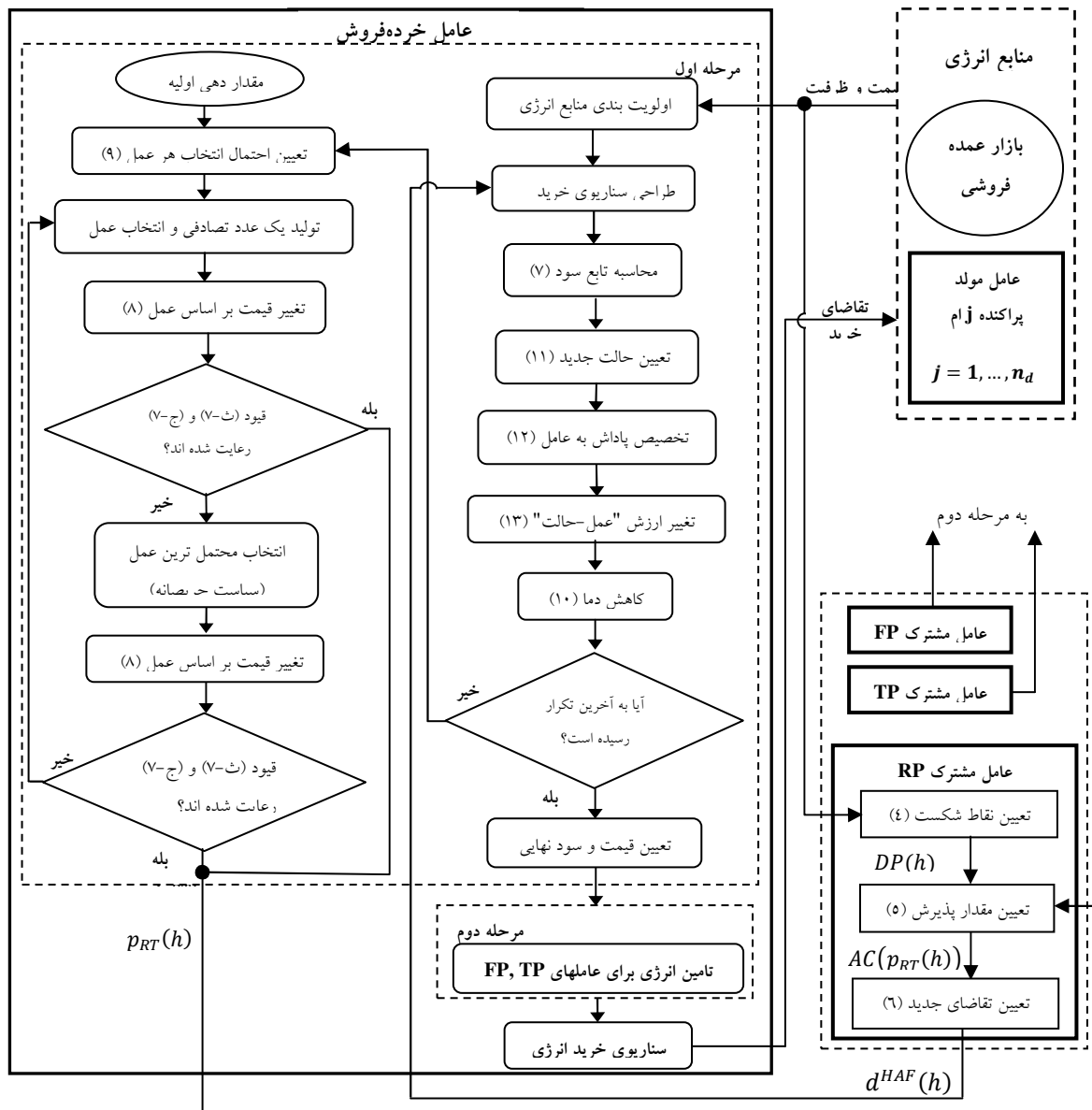
$$Q(s_i, a_i) = Q(s_i, a_i) + \alpha [r_i + \gamma \max_a Q(s_{i+1}, a) - Q(s_i, a_i)] \quad (13)$$

که α ($0 < \alpha < 1$) پارامتر اندازه گام (step-size) است و γ نرخ تخفیف (discount rate) در بازه [۰ و ۱] می‌باشد. پارامتر اندازه گام میزان اثر گذاری پاداش در ارزش عمل-حالت را تعیین می‌کند و نرخ تخفیف ارزشمندی پاداشهای دریافتی آینده، ناشی از انتخاب عمل a_i در حالت جاری s_i را نشان می‌دهد. به این معنا که اگر $\gamma = 0$ باشد، برای عامل یادگیرنده تنها پاداش آنی دریافتی اهمیت دارد و اگر $0 < \gamma \leq 1$ باشد، عامل در جهت حداکثر سازی پاداش کل ($r = \sum_{k=1}^{\infty} \gamma^k r_k$) گام برمی‌دارد [۱۵].

کل پروسه یادگیری با رسیدن به حد نهایی تکرارها (L) خاتمه می‌یابد. قیمت‌نهایی در آخرین تکرار بدست می‌آید و تفاوت آن با بهترین قیمتی که در طول پروسه یادگیری تجربه شده است یعنی قیمتی که بیشترین سود را به همراه دارد، حاکی از میزان درستی پروسه و شرط خاتمه آن، همچنین پاداشهای تخصیص داده شده می‌باشد. شکل ۵ تأمین انرژی و قیمت‌دهی همزمان برای مشتریان فعال براساس روش یادگیری را نشان می‌دهد.

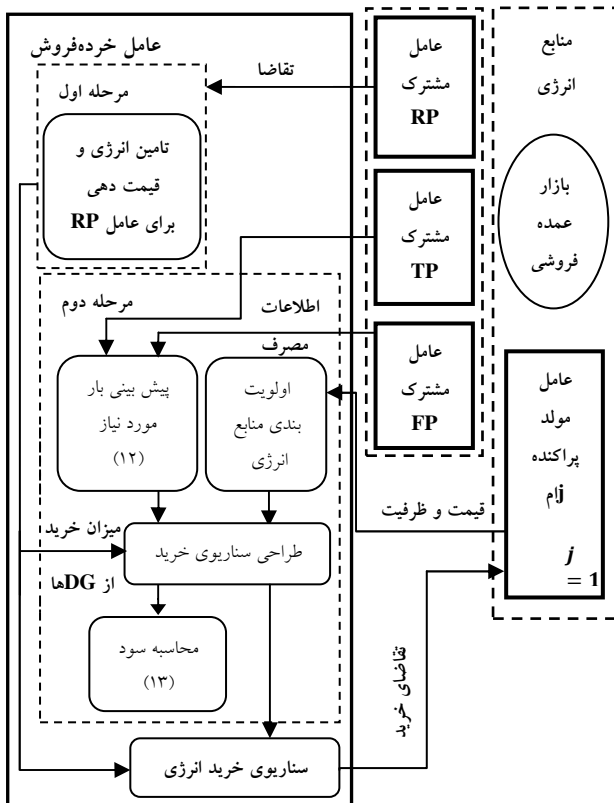
بازار روز بعد لازم است ۱۰٪ باقیمانده به علاوه تفاوت پیش‌بینی قبلی بار و آخرین پیش‌بینی بار (در زمان اجرای بازار روز پیش) تأمین گردد. مقدار باری که باید در بازار روز بعد برای مشتریان غیر فعال خریداری شود در (۱۴) تبیین می‌شود.

است. نرونهاى لایه ورودی شامل ورودی پیش‌بینی قبل در مورد بار و دمای پیش‌بینی شده برای زمان مصرف می‌باشد که این پیش‌بینی به تدریج و با نزدیک شدن به زمان مصرف، به روز شده به بار واقعی نزدیک‌تر می‌شود. فرض شده است که ۹۰٪ بار پیش‌بینی شده مشتریان غیرفعال در قراردادهای بلند مدت خریداری شده و در



شکل ۵ تامین انرژی و قیمت دهی برای عامل مشتری RP بر اساس روش پیشنهادی

است [۱۶] و روز هدف ۲۰ می ۲۰۱۰ می باشد. مقادیر پارامترها و قیمت‌های ثابت و زمان استفاده که در مقاله مفروض هستند در جدول ۱ آمده است. فرض بر این است که خرده‌فروش مورد نظر ۳۰٪ از کل بار منطقه را در سه گروه قیمت‌دهی ثابت، زمان-استفاده و زمان واقعی تأمین می‌کند. همچنین همانطور که در جدول ۱ اشاره شد، $n = 4$ منبع انرژی در دسترس متشکل از سه مولد پراکنده و بازار عمده فروشی در نظر گرفته شده‌اند. دو مولد پراکنده با ظرفیتهای ثابت ۱۵ و ۲۰ مگاوات ساعت در شبانه روز و یک مولد پراکنده با تولیدی متغیر [۱۷] مفروض هستند.



شکل ۶ مرحله دوم: تأمین انرژی برای مشتریان غیر فعال

$$\begin{aligned}
 & Fix(h) \\
 & = 0.1 \times Fix_1(h) + (Fix_2(h) - Fix_1(h)) \\
 & \times \frac{1 + \text{sign}(Fix_2(h) - Fix_1(h))}{2} TOU(h) \\
 & = 0.1 \times TOU_1(h) + (TOU_2(h) - TOU_1(h)) \\
 & \times \frac{1 + \text{sign}(TOU_2(h) - TOU_1(h))}{2}
 \end{aligned} \quad (14)$$

تابع سود خرده‌فروش از فروش انرژی به مشتریان غیرفعال ($B_{in}(h)$) در (۱۵) نشان داده شده است.

$$\begin{aligned}
 & \text{Maximize}_{\{ER_{vol_k}^{in}(h), k=1, \dots, n\}} B_{in}(h) \\
 & = Fix(h) \times P_{Fix} + TOU(h) \times P_{TOU}(h) \\
 & - \sum_{k=1}^n \left(ER_{vol_k}^{in}(h) \times ER_{price_k}(h) \right)
 \end{aligned} \quad (15)$$

s.t.:

$$P_{TOU}(h) = \begin{cases} p_{peak} & h \in \{peak\} \\ p_{off} & h \in \{off - peak\} \end{cases} \quad (15-b)$$

$$Fix(h) + TOU(h) = \sum_{k=1}^n ER_{vol_k}^{in}(h) \quad (15-c)$$

$$0 \leq ER_{vol_k}^{in}(h) \leq cap_k(h) - ER_{vol_k}^a(h) \quad (15-d)$$

که در آن $ER_{vol_k}^{in}(h)$ میزان خرید از منبع انرژی k ام برای تأمین الکتریسیته مورد نیاز مشتریان غیر فعال را نشان می‌دهد. مقدار $ER_{vol_k}^a(h)$ در قید (۱۵-ت) از بهینه سازی (۷) بدست می‌آید و نشان می‌دهد که راهبرد تمرکز، خرده‌فروش را متمایل به تأمین انرژی مورد نیاز مشتریان فعال از منابع ارزان‌تر و سپس تأمین انرژی مورد نیاز مشتریان غیر فعال از ظرفیتهای باقیمانده مولدهای پراکنده می‌سازد. شکل ۶ این مرحله از خرده‌فروشی در بازار روز بعد را نشان می‌دهد.

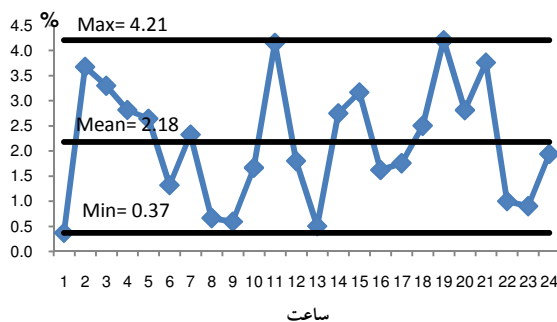
۴- مطالعات عددی

در این مقاله از اطلاعات بازار روز بعد ایالت نیوانگلند آمریکا، در بازه زمانی مارس تا می سال ۲۰۱۰ استفاده شده

همانطور که در شکل ۷ دیده می‌شود شبکه عصبی بکار رفته دقت قابل قبولی در پیش‌بینی بار روز بعد دارد. اطلاعات مقدار انرژی مورد نیاز که لازم است در بازار روز بعد خریداری شود برای هر سه عامل مشتریان در جدول ۲ آمده است.

جدول ۱ مقادیر مفروض در مقاله

مقادیر مفروض	پارامترها
۲۰	c
۴	n
۸۰	m
۵	σ
۰/۲	α
۰/۹۵	γ
۰/۹۵	AC^{min}
۱۱/۵	P_{Fix}
۱۰/۵	P_{off}
۱۳/۵	$P_{TOU(peak)}$
۱۰۰۰	L
$\frac{1}{\xi} \sum_{k=1}^4 ER_{price_k}(h)$	$P_{RT}^{min}(h)$
$\frac{1.7}{\xi} \sum_{k=1}^4 ER_{price_k}(h)$	$P_{RT}^{max}(h)$



شکل ۷ خطای پیش‌بینی بار با استفاده از شبکه عصبی

به منظور تبیین عملکرد مدل پیشنهادی، در بخشهای برآورد بار مشتریان، مقایسه عملکرد روشهای QL و GA، مدلسازی پاسخ مشتریان و راهبرد خرده فروشی به بررسی مدل پرداخته می‌شود. لازم به ذکر است که هر بار اجرای هر یک از روشهای بهینه سازی یادگیری و ژنتیک، با ۱۰۰۰ بار تکرار برای دستیابی به قیمت بهینه انجام شده است. البته الگوریتم یادگیری، روشی همراه با سعی و خطا و دریافت پاداش است که با هر بار اجرای آن ممکن است پاسخی با اندکی تفاوت نسبت به اجراهای پیشین برنامه بدست آید. همچنین الگوریتم ژنتیک روشی هوشمندانه و ابتکاری برای یافتن پاسخ بهینه است که در دفعات متعدد اجرا، پاسخهای مختلفی را می‌تواند بیابد. بنابراین و به منظور دستیابی به حداکثر دقت در یافتن قیمت‌های بهینه، هر الگوریتم به دفعات (۲۰ اجرا و در هر اجرا ۱۰۰۰ تکرار) اجرا شده و میانگین پاسخها در ۲۰ اجرا برای هر الگوریتم به عنوان پاسخ نهایی همان الگوریتم در نظر گرفته شده است و پاسخ نهایی دو الگوریتم یادگیری و ژنتیک با یکدیگر مقایسه گردیده است.

۴-۱- برآورد انرژی مورد نیاز برای مشتریان

عامل خرده‌فروش تقاضای روز-پیش مشتریان فعال را دریافت می‌کند و انرژی مورد نیاز مشتریان غیرفعال را با پیش‌بینی بار روز بعد آنها از رابطه ۱۴ بدست می‌آورد. با توجه به تأثیر پذیری دما از فاکتورهای مختلف اقلیمی و به منظور پرهیز از فرآیند پیش‌بینی دمای روز بعد در پروسه پیش‌بینی بار، از خطای میانگین پیش‌بینی دما [۱۸] و دمای واقعی روز مصرف در منطقه برای تولید دماهای پیش‌بینی شده استفاده شده است. خطای پیش‌بینی بار ساعتی روز بعد در شکل ۷ نشان داده شده است.

روش QL و GA را نشان می‌دهد. همانطور که دیده می‌شود با وجود پیشنهاد قیمت های کمتر در روش یادگیری، سود حاصل شده ۱/۵٪ بیشتر از سود به دست آمده با استفاده از الگوریتم ژنتیک است. عملکرد بهتر روش اول از توانمندی ذاتی عامل های هوشمند در یافتن بهترین مسیر در یک جستجوی همراه با سعی و خطا نشأت می‌گیرد.

جدول ۳ مقایسه قیمت های بدست آمده و سود خرده‌فروشی

بر اساس روش QL و GA

سود		قیمت		نتایج
$B_a(h)$ (\$/h)		$P_{RT}(h)$ (\$/MWh)		
GA	QL	GA	QL	روش بهینه سازی
۲۶۱	۲۵۱	۴۱/۶۶	۴۱/۴۰	حداقل ساعتی
۱۱۳۳	۱۱۵۱	۷۳/۴۰	۷۳/۳۲	میانگین ساعتی
۲۰۲۶	۲۰۲۵	۹۸/۰۲	۹۷/۸۰	حداکثر ساعتی

۳-۴- مدلسازی پاسخ مشتریان با استفاده از توابع

HAF و MSF

پاسخ مشتریان به قیمت های پیشنهادی را می‌توان با (۳) و (۶) به ترتیب برگرفته از توابع MSF و HAF مدل کرد. در صورت عدم تطابق مدل بکار رفته با رفتار واقعی مشتریان، خرده‌فروش در تعیین قیمت های بهینه به خطا خواهد رفت و سود حاصل شده متاثر از قیمت های پیشنهادی تغییر خواهد کرد. شکل ۹ قیمت های بهینه با توجه به دو مدل بالا را نشان می‌دهد.

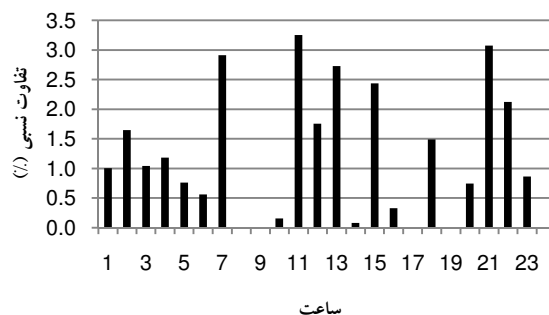
جدول ۲ تقاضای انرژی مشتریان در بازار روز بعد

تقاضا	عامل FP	عامل TP	عامل RP
تقاضای ساعتی حداقل	۳۵/۱۵	۵۳/۳۰	۲۷/۴۲
تقاضای ساعتی متوسط	۶۶/۹۰	۱۰۱/۴۵	۵۲/۲۰
تقاضای ساعتی حداکثر	۱۰۶/۲۰	۹۰/۱۶	۸۲/۷۸
تقاضای روزانه	۱۶۰۵/۵۹	۲۴۳۴/۸۴	۱۲۵۲/۷۲

۴-۲- عملکرد روش یادگیری و الگوریتم ژنتیک در

بهینه سازی تابع سود خرده‌فروش

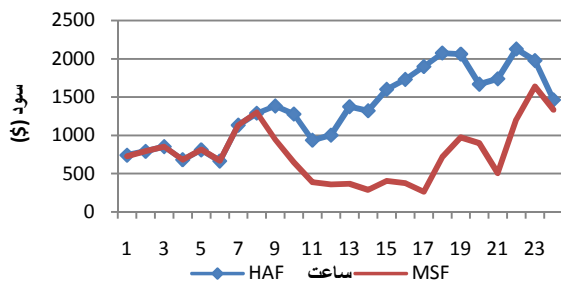
بر اساس روش یادگیری عامل خرده‌فروش می‌آموزد که چگونه بهترین قیمت را بیابد. آخرین قیمت در آخرین مرحله از تکرارهای متداول روش یادگیری، قیمت نهایی محسوب می‌شود که ممکن است با بهترین قیمتی که در طول پروسه یادگیری تجربه شده است متفاوت باشد. شکل ۸ نشان می‌دهد که در روش یادگیری پیشنهاد شده، تفاوت بین قیمت نهایی در هر ساعت و بهترین قیمت های هر ساعت همواره کمتر از ۳/۵٪ بوده است.



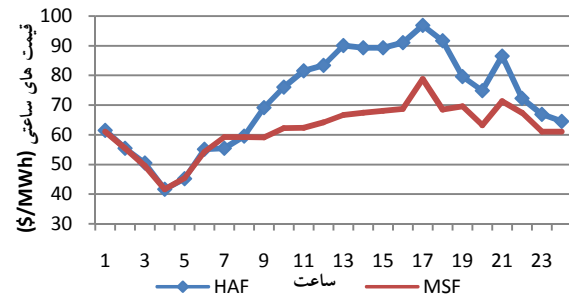
شکل ۸ تفاوت نسبی آخرین قیمت و بهترین قیمت تجربه شده

در بهینه سازی بر اساس روش QL

برای ارزیابی عملکرد روش یادگیری از الگوریتم ژنتیک با مشخصات ذکر شده در بخش ۳-۱-۴ استفاده شده است. جدول ۳ قیمت های ساعتی بهینه و سود $B_a(h)$ به دست آمده از فروش انرژی به عامل RP با دو



شکل ۱۰ سود بدست آمده برای خرده‌فروش از فروش انرژی به مشتریان فعال با فرض مدل‌های بالا



شکل ۹ قیمت‌های ساعتی پیشنهادی به مشتریان بر اساس مدل‌های HAF, MSF از پذیرش قیمت‌ها

همانطور که در جدول ۴ دیده می‌شود، اگر تامین انرژی برای مشتریان براساس راهبرد تمرکز انجام پذیرد، در قدم اول انرژی مورد نیاز مشتریان فعال با استفاده از منابع انرژی در دسترس ارزان تر تامین می‌گردد و با توجه به قید حداقل پذیرش ($AC^{min} = 0.95$)، قیمت‌های کمتری (به اندازه ۱/۹٪) به مشتریان فعال پیشنهاد می‌شود. با اتخاذ راهبرد تمرکز سود بدست آمده از فروش انرژی به مشتریان فعال حتی با پیشنهاد قیمت‌های کمتر، ۱۵/۹٪ بیشتر از سود فروش انرژی در راهبرد کسب بیشترین سود است چرا که در حالت اول از منابع ارزان تر برای تامین این مشتریان استفاده می‌شود. سود فروش انرژی به مشتریان غیر فعال در راهبرد بیشترین سود ۱/۹٪ بیشتر است که باز حاصل انتخاب منابع ارزان تر برای این مشتریان می‌باشد. اما سود مجموع در دو راهبرد تفاوت چندانی ندارد. در واقع با وجود محدودیت افزایش قیمت در راهبرد تمرکز، سود نهایی روزانه تنها ۰/۲۶٪ کمتر از سود بدست آمده در راهبرد کسب بیشترین سود است. اما جلب رضایت این گروه از مشتریان که با نگاه دقیق به شرایط بازار حق انتخاب بهترین خرده‌فروشها را در افق زمانی کوتاه مدت دارند، بسیار محتمل است که در بلند مدت از طریق حفظ مشتریان فعلی و جذب مشتریان بالقوه به کسب

همانطور که در شکل ۹ دیده می‌شود، خرده‌فروش با فرض پذیرش قیمت‌ها بر اساس تابع MSF وادار به ارائه قیمت‌های کمتری نسبت به مدل پیشنهادی می‌گردد که نتیجه مدلسازی نادرست رفتار مشتریان است. روشن است که مشتریان فعال در بازار، تغییرات قیمت انرژی را رصد می‌کنند و در ساعات اوج مصرف که با اوج قیمت همزمان واقع می‌شود، انرژی الکتریکی را در قیمت‌های بیشتری خریداری می‌کنند و نسبت به قیمت‌های بالاتر پاسخ مثبت می‌دهند. بنابراین مدل پیشنهادی پاسخ مشتریان (۶) که تغییرات بازار را در نظر می‌گیرد، انطباق بیشتری با رفتار واقعی مشتریان دارد.

شکل ۱۰ سود بدست آمده برای خرده‌فروش از فروش انرژی به مشتریان فعال ($B_a(h)$) با فرض مدل‌های بالا برای تابع پذیرش قیمت‌ها را نشان می‌دهد. تفاوت سود خرده‌فروش در مدل پیشنهادی از مدلسازی درست رفتار مشتریان و پیشنهاد قیمت‌های بالاتر به آنها نشأت می‌گیرد.

۴-۴- تاثیر راهبرد خرده‌فروشی در تعیین قیمت و کسب سود

قیمت‌های بهینه خرده‌فروشی و سود بدست آمده بر اساس راهبرد های تمرکز و کسب بیشترین سود در جدول ۴ مقایسه شده‌اند.

سود بیشتر برای خرده‌فروش منجر شود که البته لازم است در مطالعات دیگری این گمانه زنی مورد بررسی دقیق قرار گیرد.

جدول ۴ قیمت پیشنهادی، پذیرش قیمت و سود بدست آمده بر اساس راهبرد های تمرکز و کسب بیشترین سود

سود فروش انرژی						پذیرش قیمت			قیمت ساعتی بهینه (\$/MWh) $P_{RT}(h)$			راهبرد خرده‌فروشی
مجموع $B_a(h) + B_{in}(h)$		مشتریان غیر فعال $B_{in}(h)$		مشتریان فعال $B_a(h)$		حداکثر	پایین	حداقل	حداکثر	پایین	حداقل	
روزانه (\$)	پایین (\$/h)	روزانه (\$)	پایین (\$/h)	روزانه (\$)	پایین (\$/h)							
۲۹۸۱۲۳	۱۲۴۲۲	۲۶۶۵۳۳	۱۱۱۰۵	۳۱۵۹۰	۱۳۱۶	۱	۰/۹۷	۰/۹۵	۹۶/۹۰	۷۱/۹۹	۴۱/۶۰	تمرکز (F)
۲۹۸۹۰۵	۱۲۴۵۴	۲۷۱۶۴۷	۱۱۳۱۹	۲۷۲۵۸	۱۱۳۶	۱	۰/۹۴	۰/۸۸	۹۸/۸۰	۷۳/۳۵	۴۱/۵۰	بیشترین سود (B)
-۰/۲۶	-۰/۲۶	-۱/۸۸	-۱/۸۸	۱۵/۸۹	۱۵/۸۹	۰	۲/۹۷	۷/۵۴	-۱/۹۲	-۱/۸۶	۰/۲۴	

۵- نتیجه گیری

خرده‌فروش ها و پاسخ مشتریان به قیمت های پیشنهادی در قالب یک تابع تقاضای جدید بر پایه تابع پذیرش ساعتی مدل سازی شد که با استفاده از نوعی تابع سهم بازار و تغییرات ساعتی قیمت های انرژی پیشنهاد شده است. نتایج حاصل از بکارگیری این تابع تقاضا، انطباق بیشتری با پاسخ مشتریان به تغییرات ساعتی قیمت انرژی نشان می‌دهد. همچنین بر اساس نتایج عددی حاصل شده، اتخاذ راهبرد تمرکز در بازه زمانی کوتاه مدت منجر به اندکی کاهش سود خرده‌فروشی می‌گردد اما حفظ مشتریانی که امکان تغییر خرده‌فروش خود را حتی در بازار روز بعد دارند، در بلند مدت به سود خرده‌فروش خواهد بود و چه بسا پیشنهاد قیمت‌های کمتر به جذب مشتریان سایر خرده‌فروشها و یا مشتریان جدید بازار روز بعد بیانجامد. این ادعا می‌تواند در مطالعات آینده با موضوع بررسی تاثیر راهبرد خرده‌فروشی بر سود خرده فروش در بلند مدت به اثبات برسد.

در این مقاله مدلی چند عاملی از بازار خرده‌فروشی ارائه شد که قابلیت توسعه و پذیرش بازیگران جدید و مدلسازی تقریباً تمامی فعالیتهای خرده‌فروشی را با استفاده از توانمندی عاملهای هوشمند دارد. عامل های هوشمند بازار در مدل ارائه شده با دنبال کردن اهداف و منافع خود انواعی از روابط تجاری، همکاری و رقابت را با یکدیگر دارند و یک عامل هوشمند خرده‌فروش به تامین انرژی در بازار روز پیش برای مشتریان خود در گروه‌های قیمت دهی ثابت، زمان- استفاده و زمان واقعی می‌پردازد. قیمت دهی برای مشتریان گروه سوم براساس بهینه سازی تابع سود خرده‌فروش با دو روش QL و GA انجام شده است که بر اساس نتایج عددی بدست آمده عملکرد بهتر روش یادگیری نشان داده شد. تمرکز بر مشتریان فعال در بازار به عنوان راهبرد خرده‌فروشی در این مقاله انتخاب گردید که به خرید از منابع ارزان تر انرژی برای مشتریان مورد توجه دلالت می‌کند و به قیمت‌های پیشنهادی کمتری نسبت به راهبرد بیشترین سود منجر می‌شود. رقابت غیر مستقیم

۶- مراجع

- [8] Aalami HA, Parsa Moghaddam M, Yousefi GR, Modeling and prioritizing demand response programs in power markets, *Electric Power System Research* 80 (4) (2010):426-435
- [9] Herterand K. and Wayland S, Residential response to critical-peak pricing of electricity: California evidence, *Energy* 35(4)(2010):1561-1567.
- [10] Gabriel SA, Conejo AJ, Plazas MA, Balakrishnan S, Optimal price and quantity determination for retail electric power contracts, *IEEE Trans. Power System* 21(1) (2006):180-187
- [11] Mahmoudi-Kohan N, Parsa Moghaddam M, Sheikh-El-Eslami MK, An annual framework for clustering-based pricing for an electricity retailer, *Electric Power System Research* 80(9) (2010):1042-1048
- [12] Carrion M, Philpott AB, Conejo AJ, Arroyo JM, A stochastic programming approach to electric energy procurement for large consumers, *IEEE Trans. Power System* 22(2) (2007):744-754
- [13] Stanton PJ, Cummings S, Molesworth J, Sewell T, Marketing strategies of Australian electricity distributors in an opening market, *Journal of Business and Industrial Marketing* 16(2) (2001):81-93
- [14] Sutton R. S. and Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press, Cambridge, MA, 1998.
- [15] Independent System Operator (ISO) New England. Hourly zonal information, <http://www.iso-ne.com>
- [16] Westermann D, John A, Demand matching wind power generation with wide-area measurement and demand-side management, *IEEE Trans. Energy Conversion* 22 (1) (2007):145-149
- [17] 5-day weather forecast for Windsor Locks, Connecticut, <http://www.forecastadvisor.com>
- [1] Muller M, SensfuX F, Wietschel M, Simulation of current pricing-tendencies in the German electricity market for private consumption, *Energy Policy* 35(8) (2007): 4283-4294.
- [1] Jackson J., Improving energy efficiency and smart grid program analysis with agent-based end-use forecasting models, *Energy Policy* 38(7)(2010): 3771-3780.
- [2] Logenthiran T., Srinivasan D., Ashwin M. Khambadkone, Multi-agent system for energy resource scheduling of integrated microgrids in a distributed system, *Electric Power Systems Research*, 81(1) (2011): 138-148.
- [3] Aquino-Lugo, A. A., Klump, R., Overbye, T. J., A Control Framework for the Smart Grid for Voltage Support Using Agent-Based Technologies, *IEEE Trans. Smart Grid*, (2011): article in press.
- [4] Bompard EF, Napoli R, Abrate G, Wan B, Multi-agent models for consumer choice and retailer strategies in the competitive electricity market, *International Journal of Emerging Electric Power Systems* 8(2) (2007):article 4.
- [5] Hatami AR, Seifi H, Sheikh-El-Eslami MK, Optimal selling price and energy procurement strategies for a retailer in an electricity market, *Electric Power System Research* 79(1) (2009):246-254
- [6] Alami HA, Parsa Moghaddam M, Yousefi GR, Demand response modeling considering Interruptible/Curtailable loads and capacity market programs, *Applied Energy* 87(1) (2010):243-250
- [7] Yusta JM, Khodr HM, Urdaneta AJ, Optimal pricing of default customers in electrical distribution systems: Effect behavior performance of demand response models, *Electric Power System Research* 77(5-6) (2007):548-558