مهندسی صنایع و مدیریت شریف، (زمستان ۱۴۰۰)
دوره‌ی ۱-۳۷، شماره‌ی ۲، ص. ۶۷-۷۸، (پژوهشی)

Original Article

شبیه‌سازی مبتنی بر عامل بازار برق ایران بر اساس عامل‌های یادگیرنده‌ی ریسک‌گریز با استفاده از یادگیری تقویتی و سنجه‌ی ارزش در معرض خطر شرطی (مطالعه‌ی کاربردی: بازار برق استان یزد)

یحیی زارع مهرجردی * **(استاد)**
محمدحسین رضایی صدرابادی (دانشجوی دکتری)
محمدصالح اولیاء (استاد)
محمدعلی وحدت (دانشیار)
دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه یزد

در این پژوهش فرایند حراج بازار برق ایران با استفاده از یک مدل مبتنی بر عامل بر اساس روش یادگیری تقویتی کیو، با در نظرگرفتن رفتار ریسک‌گریزی نیروگاه‌ها شبیه‌سازی شده است. در این شبیه‌سازی شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق مبتنی بر یک فرایند یادگیری از نتایج ماحصل از قیمت دهی‌های پیشین، قیمت‌های پیشنهادی خود را بهینه کرده‌اند. رفتار ریسک‌گریزی شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق بر اساس سنجه‌ی ارزش در معرض خطر شرطی و ریسک فرصت از دست رفته بر اساس تعداد شکست‌ها در حراج مدل‌سازی شده است. برای ارزیابی رویکرد پیشنهادی، از داده‌های واقعی بازار برق استان یزد شامل پنج نیروگاه استفاده شده و نتایج به دست آمده در شرایط مختلف یادگیری، رفتارهای ریسکی شرکت‌ها و سیستم‌های تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد و پرداخت یکنواخت مقایسه شده است. نتایج این تحقیق نشان داده است که یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها می‌تواند منجر به افزایش رقابت میان آنها و در نتیجه افزایش رفاه اجتماعی شود.

واژگان کلیدی: بهینه‌سازی استراتژی قیمت دهی، یادگیری تقویتی، یادگیری کیو، ارزش در معرض خطر شرطی، ریسک فرصت از دست رفته.

yzare@yazd.ac.ir
rezaei.mh@gmail.com
owliams@yazd.ac.ir
mvahdat@yazd.ac.ir

۱. مقدمه

صنعت برق اغلب کشورها تا دو دهه‌ی آخر قرن بیستم میلادی، با ساختار یکپارچه که وظیفه‌ی تولید، توزیع، انتقال و خدمات مشترکین را برعهده داشت اداره می‌شد. در ساختار یکپارچه سیستم‌های تولید، انتقال و توزیع به‌صورت تنظیم شده تحت قوانین دولتی به فعالیت می‌پردازند. از دهه‌های انتهایی قرن بیستم بازنگری و تجدید ساختار در بازار برق به‌عنوان یکی از مهم‌ترین رویدادهای حوزه‌ی انرژی نمایان شد. هدف از تجدید ساختار در سیستم‌های قدرت، کاهش هزینه‌ی تأمین انرژی الکتریکی و افزایش قابلیت اطمینان شبکه است که در آن مصرف‌کننده‌ها عموماً فعالیت چندانی در بازار ندارند و این رقابت بین تولیدکنندگان است که قیمت را تعیین می‌کند.[۱] در ایران نیز از اوایل دهه ۷۰ شمسی بر اساس قانون برنامه سوم توسعه اقتصادی و اجتماعی، بحث خصوصی‌سازی صنعت برق مطرح شد علی‌رغم برخی محدودیت‌ها شرکت‌های غیردولتی برای بهره‌برداری از تأسیسات توزیع و تولید تشکیل شدند.

قیمت‌گذاری و قیمت‌دهی استراتژیک، از مهم‌ترین عناصر فضای رقابت در بازار برق و یکی از اساسی‌ترین اجزای بازارهای تجدید ساختاریافته است. قیمت‌گذاری به‌عنوان ابزار اصلی بازار برای ایجاد مصالحه بین مباحث اقتصادی و فنی مورد استفاده قرار می‌گیرد.[۲] از زمان پیدایش مبحث بازار برق در دهه ۹۰ میلادی موضوع قیمت‌گذاری چالشی جدی برای متخصصان بوده است. به‌طورکلی قیمت یک محصول در هر نوع بازار بر اساس میزان تولید و تقاضا محاسبه می‌شود. قیمت‌گذاری در بازارهای برق نیز از این قاعده کلی مستثنی نیست. از سوی دیگر در یک بازار رقابتی برق، ارائه‌ی قیمت‌های هوشمندانه توسط شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق،[۱] به کسب سود مدنظرشان در یک فضای رقابتی متعادل، کمک شایانی می‌کند و باعث تقویت پایداری در بازار و حضور مطلوب و مداوم بازیگران در عرصه‌ی رقابتی خواهد شد.

* نویسنده مسئول
تاریخ: دریافت ۱۳۹۹/۵/۶، اصلاحیه ۱۴۰۰/۴/۱۴، پذیرش ۱۴۰۰/۵/۱.
DOI:10.24200/J65.2021.56143.2137

در این مقاله بازار برق ایران با استفاده از روش شبیه‌سازی مبتنی بر عامل، مدل‌سازی شده است. در این شبیه‌سازی شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق مبتنی بر یک فرایند یادگیری از نتایج ماحصل از قیمت دهی‌های پیشین، قیمت‌های پیشنهادی خود را بهینه می‌کنند. به‌علاوه رفتار ریسک‌گریزی شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق با استفاده از سنجه‌ی ریسک ارزش در معرض خطر شرطی[۲] که رویکرد توسعه‌یافته‌یی از سنجه‌ی ارزش در معرض خطر[۳] است، مدل‌سازی شده است. در ادبیات موضوع شبیه‌سازی بازار برق، علی‌رغم مدل‌سازی رفتار ریسک‌گریزی شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق در شرایط یادگیری،[۳و۴] تاکنون بر ارزیابی ریسک‌گریزی مبتنی بر سابقه‌ی سود و زیان و یا زیان‌های شدید، تمرکز نشده است. بدین منظور رفتار یادگیرنده‌ی شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق با استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی یادگیری کیو و رفتار ریسک‌گریزی آن‌ها بر اساس سنجه‌ی ارزش در معرض خطر شرطی و ریسک فرصت از دست رفته مدل‌سازی شده است. به‌منظور ارزیابی رویکرد پیشنهادی، از داده‌های واقعی بازار برق استان یزد استفاده شده است و نتایج به دست آمده در شرایط مختلف یادگیری (با یادگیری/بدون یادگیری)، رفتارهای ریسکی شرکت‌ها (ریسک خنثی/ریسک‌گریز) و سیستم‌های تسویه‌ی (پرداخت بر اساس پیشنهاد/پرداخت یکنواخت) مقایسه شده است.

در ادامه به ترتیب در بخش دوم، مرور ادبیات پژوهش‌های مرتبط با موضوع این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته؛ در بخش سوم، مدل شبیه‌سازی مبتنی بر عامل بازار برق تشریح شده است؛ همچنین در این بخش جزئیات شبیه‌سازی بازار برق با عامل‌های یادگیرنده‌ی ریسک خنثی و عامل‌های یادگیرنده‌ی ریسک‌گریز ارائه می‌شود. در بخش چهارم و پنجم به ترتیب جزئیات مطالعه‌ی موردی و نتایج اجرای مدل آمده است. در بخش ششم نتیجه‌گیری ارائه شده است.

۲. مرور ادبیات

در سال ۲۰۰۳ سانگ[۵] به طور رسمی، مسئله‌ی قیمت‌دهی استراتژیک را برای تأمین‌کنندگان برق در یک فضای رقابتی ارائه کرد و یک مدل قیمت‌دهی بهینه ارائه کرد که در آن هر شرکت تولیدکننده‌ی برق، قیمتی ثابت را برای هر بلوک تولید، ارائه می‌کند. از آن زمان تاکنون، مسئله‌ی قیمت‌دهی استراتژیک برای تولیدکنندگان برق در محیط رقابتی توجه پژوهش‌گران بسیاری را به خود جلب کرده است و روش‌های مختلفی را برای مدل‌سازی این موضوع ارائه کرده‌اند. لی و همکاران،[۶] ادبیات مدل‌سازی برای استراتژی‌های قیمت‌دهی در بازار برق را در چهار دسته طبقه‌بندی کرده است:

۱. مدل‌های بهینه‌سازی با یک شرکت تولیدکننده‌ی برق؛

۲. مدل‌های مبتنی بر نظریه‌ی بازی‌ها (چند شرکت)؛

۳. مدل‌های مبتنی بر عامل؛

۴. مدل‌های ترکیبی.

در فرمول‌بندی مدل‌های بهینه‌سازی با یک شرکت تولیدکننده‌ی برق، مدل‌ها شامل روش‌های برنامه‌ریزی ریاضی نظیر برنامه‌ریزی ریاضی عدد صحیح مختلط، برنامه‌ریزی غیرخطی یا برنامه‌ریزی پویاست. در مدل‌های مبتنی بر نظریه‌ی بازی‌ها، رقابت بر اساس قواعد رقابت برتراند،[۴] رقابت کورنو،[۵] تعادل تابع عرضه[۶] یا سایر قواعد جدید در حوزه‌ی رقابت است. مدل‌های مبتنی بر عامل[۷] نیز بر اساس الگوریتم‌های یادگیری مختلف نظیر الگوریتم‌های تطبیق مبتنی بر مدل، الگوریتم‌های فرابتکاری و الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی تقسیم می‌شود. به طور کلی در مدل‌های بهینه‌سازی با یک شرکت تولیدکننده‌ی برق، تمرکز تنها بر یک بازیکن مشخص بدون در نظر گرفتن سایر بازیکنان بازار است در حالی که رویکردهای مبتنی بر نظریه‌ی بازی‌ها و مبتنی بر عامل، با شرایطی که بیش از یک بازیکن در بازار وجود دارد، مواجه‌اند.[۷] در این پژوهش تمرکز مرور ادبیات بر مدل‌هایی با چند شرکت تولیدکننده‌ی برق است.

محققان یک ساختار استراتژی قیمت‌دهی مبتنی بر ریسک را ارائه کرده‌اند[۸] که در آن شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق برای بازار انرژی قیمت‌دهی می‌کنند و قیمت تسویه به‌صورت پرداخت بر اساس پیشنهاد تعیین می‌شود. مسئله‌ی استراتژی قیمت‌دهی از دید شرکت‌های تولید برق‌ها فرموله شده است. به‌منظور اعمال رفتار ریسکی برای شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق، از رویکرد مطرح میانگین ـ واریانس در تابع مطلوبیت استفاده شده است. سود انتظاری برای هر شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق به‌صورت امید ریاضی بازار انرژی در نظر گرفته شده است. مسئله با در نظر گرفتن ۳ شرکت تولیدکننده‌ی برق حل شده است. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که سطح ریسک گریزی شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق با افزایش هزینه‌ی تولید ظرفیت و قیمت برای بازار انرژی افزایش می‌یابد.

همچنین محققان اثرات یادگیری و ریسک‌گریزی رفتار قیمت‌دهی شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق را در یک بازار برق انحصار چندجانبه[۸] بررسی کرده‌اند.[۳] آنها برای مدل‌سازی فرایند یادگیری شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق از روش یادگیری کیو استفاده کرده‌اند و به‌منظور بررسی رفتار ریسک‌گریزی، پارامترهای ریسک‌گریزی را به تابع Q الگوریتم افزوده‌اند. همچنین مدل پیشنهادی را برای سازوکار تسویه‌ی قیمت‌دهی محلی حاشیه‌یی[۹] در یک بازار شبیه‌سازی شده ارزیابی کرده‌اند. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که برخی از سطوح ریسک‌گریزی منجر به سود بیشتر برای شرکت‌های تولیدکننده برق می‌شود در حالی که درجات اضافه‌ی ریسک‌گریزی رقابت قیمتی بالایی را ایجاد می‌کند.

در یک مدل تعادلی دوسطحی که برای مدل‌سازی بازار عمده‌فروشی برق مبتنی بر برنامه‌ریزی ریاضی مختلط عدد صحیح ارائه شده است،[۴] مسئله‌ی سطح بالا بیشینه‌سازی سود منهای ریسک هر شرکت تولید برق است که به‌صورت ارزش در معرض خطر زیان تعریف شده است. مسئله‌ی سطح پایین شامل فرایند تسویه‌ی بازار به‌صورت قیمت‌گذاری محلی حاشیه‌یی در بازار روز بعد توسط بهره‌بردار مستقل سیستم[۱۰] است. نتایج نشان داده است که مدل پیشنهادی توانایی شبیه‌سازی فضای رقابتی میان شرکت‌های تولید برق برای رسیدن به قیمت تعادلی را دارد و همچنین سطوح مختلف ریسک‌گریزی شرکت‌های تولید برق منجر به قیمت‌های تعادلی مختلف می‌شود.

با ترکیب یادگیری تقویتی و پویایی سیستم بر اساس روش تسویه‌ی پرداخت یکنواخت و شبیه‌سازی بازار برق،[۹] تعاملات میان نیروگاه‌ها، مصرف‌کننده و دولت بر اساس پویایی سیستم توصیف شده است. نتایج شبیه‌سازی بر اساس سطح رفاه اجتماعی و مبتنی بر تغییرات پارامترهای هر یک از عامل‌ها، ارائه شده است.

سینگ و همکاران[۱۰] رویه‌یی را مبتنی بر بیشینه‌سازی سود نیروگاه‌های برق بر اساس یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی و حل آن با استفاده از الگوریتم جست‌وجوی گرانشی هوشمند ارائه کرده‌اند. در یک رویکرد برای بهبود اکتشاف فضای جواب از عوامل معکوس در رویه‌ی ارزیابی استفاده کرده‌اند و در رویکرد دیگر، رویه‌ی جدیدی برای کنترل ثابت گرانش طراحی کرده‌اند تا از محاسبات تکراری جلوگیری شود و سرعت پردازش افزایش یابد. روش پیشنهادی روی سیستم ۳۰ باس IEEE تست شده است. نتایج ارزیابی، عملکرد بهتر رویه‌ی پیشنهادی را نسبت به روش‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات و ژنتیک نشان داده است.

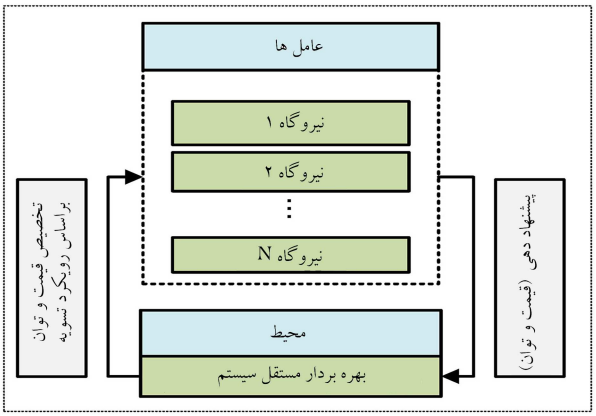
در مطالعه‌یی دیگر[۱۱] بر سیستمی چندعاملی مبتنی بر یک استراتژی قیمت‌دهی دو سطحی در بازار برق تجدیدساختاریافته با بازیکنان عقلانی تمرکز کرده‌اند. مدل قیمت‌دهی با استفاده از یک مدل بهینه‌سازی دوسطحی با در نظرگرفتن محدودیت بهترین منبع انرژی تجدیدپذیر و با هدف بیشینه‌سازی سود همه‌ی تولیدکنندگان برق طراحی شده است. بر این اساس بازار شامل ریزشبکه‌هایی در دو سطح پایین است، که با یکدیگر در سطح بالا متحد می‌شوند تا کمبود را در مقایسه با تولیدکنندگان برق سنتی جبران کنند. تعیین بهترین استراتژی قیمت‌دهی بر اساس یک بازی تکرارشونده با حل مدل دو سطحی و تعیین تعادل نش صورت پذیرفته است.

در مطالعه‌ی بعدی، با تمرکز بر مدل‌سازی مبتنی بر عامل قیمت‌دهی در بازار خصوصی برق بر اساس مدل یادگیری تقویتی راث ـ اور،[۱۲] مدل پیشنهادی برای سیستم ۳۰ باس IEEE پیاده‌سازی شده است. همچنین حساسیت مقادیر بهینه‌ی مدل، بر اساس تغییرات وضعیت تعهدات نیروگاه‌های مدل مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج اجرای مدل روی مطالعه‌ی موردی نشان می‌دهد که نیروگاه‌ها مبتنی بر ساختار قیمت‌دهی پیشنهادی، می‌توانند سود خالص خود را ارتقاء بخشند.

برای تعاملات انرژی برق و قیمت بازار در ریزشبکه‌ها، یک سازوکار همکارانه ارائه شده است[۱۳] که در آن مدل پیشنهادی به‌صورت یک برنامه‌ریزی ریاضی خطی مختلط طراحی شده است که در آن ریزشبکه‌ها، پیشنهادات قیمتی خود را بر اساس برنامه‌ی تقاضای موجود، مبتنی بر کمینه‌سازی هزینه‌های عملیاتی ارائه می‌کنند. همچنین مدل در شرایط وجود برنامه‌های تقاضای مبتنی بر تشویق مورد ارزیابی قرارگرفته است. نتایج بررسی مدل برای چند ساختار سلسله‌مراتبی آزمایشی کارایی مدل را نشان داده است. در جدول ۱ خلاصه‌یی از تحقیقات مرتبط مرور شده آمده و ویژگی‌های مدل پیشنهادی این تحقیق بیان شده است.

۳. مدل شبیه‌سازی مبتنی بر عامل‌های یادگیرنده‌ی بازار برق

در این بخش مدل شبیه‌سازی مبتنی بر عامل‌های یادگیرنده بازار برق توضیح داده می‌شود. در بازار برق ایران شرکت‌های تولیدکننده‌ی برق یا نیروگاه‌ها، چهار روز قبل از موعد تحویل، اطلاعات پیش‌بینی بار مناطق را دریافت می‌کنند و می‌بایست تا سه روز قبل از روز تحویل، پیشنهاد فروش برق خود را برای هر ساعت از شبانه‌روز، در قالب فرمی استاندارد، به بهره‌بردار مستقل سیستم تحویل دهند. مالک نیروگاه در این فرم بیان می‌کند که برای هر ساعت از شبانه‌روز مذکور، نمودار عرضه‌اش (رابطه‌ی حجم انرژی تحویلی و قیمت آن) به چه صورت است. اعلام نرخ پیشنهادی در پلّه‌های مختلف صعودی است. از طرف دیگر خریداران تا یک روز قبل، نیاز مصرف خود را برای بازه زمانی ۲۴ ساعت شبانه‌روز، اعلام می‌کنند. بهره‌بردار مستقل سیستم پس از جمع‌آوری پیشنهادهای فروش و نیازهای مصرف، با توجه به اطلاعات مربوط به وضعیت شبکه، با در نظرگرفتن ملاحظات ایمنی شبکه و رعایت اصل رقابت میان عرضه‌کنندگان، قیمت‌ها را تسویه می‌کند. شکل ۱ ساختار مدل‌سازی مبتنی بر عامل این سازوکار را نشان می‌دهد. در این ساختار، نیروگاه‌ها به‌عنوان عامل[۱۱] پیشنهادهای قیمت ـ توان[۱۲] خود را در اختیار بهره‌بردار مستقل سیستم قرار می‌دهند. بهره‌بردار مستقل سیستم به‌عنوان محیط، بازخوردی از تخصیص‌های قیمت ـ توان را به تولیدکنندگان ارائه می‌دهد. تولیدکنندگان با بهره‌گیری از اطلاعات رسیده تاکنون، در یک فرایند یادگیری استراتژی‌های خود را به‌روزرسانی می‌کنند و برای دوره‌های آتی از آن استفاده می‌کنند.



شکل ۱. مدل شبیه‌سازی مبتنی بر عامل بازار برق.

به شکل دقیق‌تر، فرض کنید که $GenCo_i (i = ۱, \dots, N)$ نیروگاه iام در بازار برق است. ظرفیت تولید $GenCo_i$ برابر $G_i^{\max} > ۰$ و هزینه‌ی حاشیه‌یی تولید[۱۳] برابر C_i است. برای هردوره مربوط به یک ساعت مشخص از روز آتی بازار، $GenCo_i$ یک پیشنهاد[۱۴] شامل حجم توان G_i و قیمت b_i را ارائه می‌دهد. فرض می‌شود که $GenCo_i$ تمام ظرفیت خود را برای فروش می‌گذارد و ذخیره نمی‌کند. $GeCo_i$ قیمت پیشنهادی $b_i(Toman/KWh)$ را از میان j امین گزینه‌ی قیمتی پیش روی خود $(b_{ij} \in B_i)$ انتخاب می‌کند. این قیمت‌ها از قیمت حاشیه‌یی تولید C_i تا یک سقف قیمتی[۱۵] مشخص در بازار متغیر هستند. D_{ij} مجموعه اطلاعات $GenCo_i$ شامل تاریخچه مقادیر سود کشف شده‌ی خود، برای هر گزینه پیشنهادی b_{ij} است. $GenCo_i$ اطلاعی راجع به تعداد، ظرفیت تولید، هزینه‌ی حاشیه‌یی تولید، نرخ‌های پیشنهادی فروش یا سود سایر $GenCo$ها در سیستم ندارد. بازار توسط بهره‌بردار مستقل سیستم اداره می‌شود که پیشنهادات قیمت را جمع‌آوری و قیمت‌ها را تسویه می‌کند. سود p_{ij} برای $GenCo_i$ که پیشنهاد b_{ij} را ارائه داده است، در صورت پذیرش از سوی بهره‌بردار مستقل سیستم، از رابطه‌ی ۱ محاسبه می‌شود (در صورت عدم پذیرش $p_{ij} = ۰$):

$$p_{ij} = G_i \left(b_{ij} - C_i\right) \qquad (۱)$$

۱.۳. شبیه‌سازی بازار با عامل‌های یادگیرنده‌ی ریسک خنثی

در این پژوهش از روش یادگیری تقویتی یادگیری کیو،[۱۴] برای مدل‌سازی فرایند یادگیری نیروگاه‌ها در مدل شبیه‌سازی چندعاملی استفاده شده است. مطابق با این روش $GenCo_i$ به‌عنوان یک عامل، مجموعه سوابق سودهای کشف شده‌ی قبلی D_{ij} از ارائه‌ی پیشنهادات قیمت b_{ij} را ثبت و نگهداری می‌کند. برای هر قیمت پیشنهادی b_{ij}، $GenCo_i$ مقدار Q_{ij} را که نمایانگر میانگین وزنی سودهای محقق شده‌ی پیشین به‌واسطه‌ی انتخاب قیمت b_{ij} است را محاسبه می‌کند. Q_{ij} نشان‌دهنده‌ی سودهای انتظاری $GenCo_i$ است که انتظار می‌رود در قیمت b_{ij} به دست آورد. زمانی که $Genco_i$ قیمت b_{ij} را پیشنهاد می‌دهد، سود p_{ij} تعیین می‌شود و مقدار Q_{ij} به‌صورت رابطه‌ی ۲ برای دور tام شبیه‌سازی، به‌روزرسانی می‌شود (مقادیر Q برای سایر گزینه‌های قیمت‌دهی بدون تغییر باقی می‌مانند):

$$Q_{ij} = (۱ - \alpha_{it})\, Q_{ij} + \alpha_{it} p_{ij} \qquad (۲)$$

مجموعه سوابق سود به صورت $D \leftarrow D_{ij} \cup p_{ij}$ به روز می‌شوند. در این معادله، نرخ تنزیل α_{it} تعیین کننده وزن داده شده به آخرین سود مشاهده شده است.

جدول ۱. تحقیقات مرتبط و ویژگی‌های آن‌ها.

مراجع	رویکرد مدل‌سازی		رفتار ریسک گریزی	سازوکار تسویه	روش شبیه‌سازی
	برنامه‌ریزی ریاضی/رویکرد حل	یادگیری تقویتی			
خراسانی و مشهدی[۸]	برنامه‌ریزی عدد صحیح/حل دقیق	×	×	پرداخت بر اساس پیشنهاد	×
علی‌آبادی و همکاران[۳]	×	یادگیری کیو	انحراف از سود	قیمت‌دهی مکانی حاشیه‌یی	شبیه‌سازی چند عاملی
وانگ، وو و چه[۹]	×	یادگیری کیو اصلاح شده	×	یکنواخت	شبیه‌سازی چند عاملی
گو و همکاران[۴]	برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط/ ژنتیک، ازدحام ذرات	×	ارزش در معرض خطر	قیمت‌دهی مکانی حاشیه‌یی	×
دو و همکاران[۱۱]	برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط/ حل دقیق	×	×	یکنواخت	شبیه‌سازی چندعاملی
سینگ و همکاران[۱۰]	برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط/ جست‌وجوی گرانشی هوشمند	×	×	پرداخت بر اساس پیشنهاد	شبیه‌سازی چند عاملی
کیران و چاندراکالا[۱۲]	×	راث ـ ارو	×	قیمت‌دهی مکانی حاشیه‌یی	شبیه‌سازی چند عاملی
بهمنی و همکاران[۱۳]	برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط/حل دقیق	×	×	پرداخت بر اساس پیشنهاد	×
مدل پیشنهادی	×	یادگیری کیو تنظیم شده با ریسک	ارزش در معرض خطر شرطی/ریسک فرصت	پرداخت بر اساس پیشنهاد/یکنواخت	شبیه‌سازی چند عاملی

اگر $a_{it} = ۱$، آخرین سود مشاهده شده p_{ij}، برابر با Q می‌شود. در این حالت، نیروگاه تنها اطلاعات آخرین دوره زمانی برای آن گزینه قیمت را استفاده می‌کند و سوابق قبلی را نادیده می‌گیرد. از طرف دیگر، اگر $\alpha_{it} = ۰$، Q تغییر نمی‌کند. مشابه با مرجع[۳] به منظور تسهیل هم‌گرایی فرض می‌کنیم α_{it} از $\alpha_{i۰}$ آغاز و بر اساس معادله $\alpha_{it} = \left(۱ - \frac{t}{max_t}\right)(\alpha_{i۰}) + \left(\frac{t}{max_t}\right)\left(\frac{\alpha_{i۰}}{۱۰}\right)$ در طول زمان به‌صورت خطی کاهش می‌یابد. در این‌جا $\max_t$ تعداد دوره‌های زمانی است. پیشنهاد قیمتی که سود مورد انتظار $GenCo_i$ را در یک زمان مشخص بیشینه می‌کند، بهترین پیشنهاد قیمت شناسایی شده[۱۶] برای $GenCo_i$ نامیده می‌شود:

$$b_i^* = \max_{b_{ij}} Q_{ij} \qquad (۳)$$

$GenCo_i$ برای انتخاب قیمت پیشنهادی خود از قانون انتخاب اپسیلون حریصانه[۱۷] استفاده می‌کند. یعنی در هر دوره زمانی $GenCo_i$ بهترین پیشنهاد قیمت شناسایی شده b_i^* را با احتمال $۱ - \epsilon_{it}$ ثبت می‌کند. بنابراین $GenCo_i$ با احتمال ϵ_{it} یک قیمت پیشنهادی تصادفی b_{ij} را از بین مجموعه گزینه‌های قیمتی خود انتخاب می‌کند. احتمال انتخاب شدن تمام گزینه‌های قیمتی با هم برابر است. این فرایند تصادفی به $GenCo_i$ در ارزیابی عملکرد گزینه‌های مختلف قیمتی کمک می‌کند. ϵ بالا باعث می‌شود که $GenCo_i$ بیشتر اوقات به دنبال قیمت‌های پیشنهادی دیگر باشد و لذا سرعت یادگیری کم می‌شود. از طرفی دیگر ϵ پایین با تولید راه‌حل‌های بهینه محلی سبب می‌شود که $GenCo_i$ پیش از جست‌وجوی کافی یک b_i^* را انتخاب کند. $\in$ از فرایند کاهنده‌ی $\epsilon_{it} = \max\left\{۰, i_۰ + \frac{۸t(i_۰ - ۱)}{max_t}\right\}$ تبعیت می‌کند.[۱۵]

این فرایند با مقدار نسبتاً بالای ϵ_{i0} شروع می‌شود و با گذشت زمان به سمت صفر کاهش می‌یابد. در ابتدای اجرای الگوریتم، جست‌وجوی بالا در اولویت قرار دارد. با ادامه‌ی فرایند شبیه‌سازی، تجربه $GenCo_i$ در مورد سودآوری گزینه‌های مختلف بیشتر و نیاز به جست‌وجو کم‌تر می‌شود.

۲.۳. شبیه‌سازی بازار با عامل‌های یادگیرنده‌ی ریسک‌گریز

در این بخش مدل شبیه‌سازی بازار با نیروگاه‌های ریسک‌گریز ارائه می‌شود. در این پژوهش برای مدل‌سازی رفتار ریسک‌گریزی، ریسک امکان کسب بدترین سودها در فرایند حراج و همچنین ریسک فرصت ازدست‌رفته یا به عبارت دیگر ریسک شکست در حراج در نظر گرفته شده است. برای مدل‌سازی ریسک نخست از سنجه‌ی ارزش در معرض خطر شرطی استفاده شده است. این سنجه پس از معرفی سنجه‌ی ارزش در معرض خطر معرفی شد تا نقصان‌های آن را برطرف کند. ارزش در معرض خطر که نخستین‌بار توسط یوریون[۱۶] تعریف شد، یکی از مطرح‌ترین ابزارها برای تخمین ریسک است که عموماً برای مدل‌سازی ریسک مالی مورد استفاده قرار می‌گیرد. فرض کنید که P متغیر تصادفی سود با تابع توزیع تجمعی F_Z است. ارزش در معرض خطر در سطح اطمینان $\alpha \in (0,1)$، چنین تعریف می‌شود:

$$VaR_\alpha(P) = -\inf\{p \epsilon \mathbb{R} : F_Z(z) > \alpha\} \quad (۴)$$

در ادبیات مدیریت ریسک معمول است که ریسک را با زیان تعریف می‌کنند. در این حالت ارزش در معرض خطر به‌صورت صدک $1-\alpha$ تعریف می‌شود. از آن‌جا که در فرمول‌بندی روش‌های یادگیری تقویتی با پاداش (سود) سر و کار داریم، در این‌جا ارزش در معرض خطر بر اساس سود تعریف شده است. در این حالت مقادیر کوچک‌تر ارزش در معرض خطر، نشان‌دهنده‌ی سطح ریسک بیشتری است. محققان ارزش در معرض خطر شرطی (میانگین ارزش در معرض خطر،[۱۸] یا ارزش در معرض خطر دنباله[۱۹] را معرفی کردند[۱۷] که برخی از نقاط ضعف ارزش در معرض خطر را پوشش می‌دهد. هموارى،[۲۰] عدم تغییر برگردان،[۲۱] همگنی مثبت[۲۲] و زیرجمع‌پذیری[۲۳] از جمله ویژگی‌های برتر ارزش در معرض خطر شرطی نسبت به ارزش در معرض خطر است. نقطه‌ی قوت دیگر ارزش در معرض خطر شرطی، توانایی آن در مدل‌سازی زیان‌های شدید است و به همین دلیل به‌عنوان سنجه‌ی اصلی ارزیابی ریسک در کاربردهای مالی پذیرفته است.[۱۸] ارزش در معرض خطر شرطی در سطح اطمینان $\alpha \in (0,1)$ به‌صورت سود انتظاریِ سودهای کم‌تر از VaR_α و به‌صورت رابطه‌ی ۵ تعریف می‌شود:

$$CVaR_\alpha(p) = \mathrm{E}[p | p \le VaR_\alpha(p)] \quad (۵)$$

برای مدل‌سازی ریسک هزینه‌ی فرصت، از متغیر تعداد دفعات شکست در حراج‌های تاریخی استفاده شده است؛ بنابراین فرایند یادگیری $GenCo_i$ مشابه با حالت بخش ۱.۳. است با این تفاوت که متغیر Q به جای رابطه‌ی ۲، به‌صورت رابطه‌ی ۶ به‌روزرسانی می‌شود:

$$\begin{aligned} Q_{ij} &= (1-\alpha_{it})\,Q_{ij} + \\ &\alpha_{it} p_{ij} \left(1 - \left(\tau_i \frac{N_{ij}}{T} + \theta_i \left(\frac{\bar{p}_{ij} - CVaR_\alpha^{ij}}{\bar{p}_{ij} - \underline{p}_{ij}}\right)\right)\right) \end{aligned} \quad (۶)$$

در این رابطه p_{ij} سود $GenCo_i$ به واسطه‌ی انتخاب پیشنهاد b_{ij}، N_{ij} تعداد دفعات عدم پیروزی $GenCo_i$ در حراج (تعداد سودهای صفر) با توجه به انتخاب پیشنهاد b_{ij}، T تعداد کل حراج‌های تاریخی، $CVaR_\alpha^{ij}$ ارزش در معرض خطر شرطی $GenCo_i$ به‌واسطه‌ی انتخاب پیشنهاد b_{ij}، $\underline{p}_{ij}$ و $\overline{p_{ij}}$ به ترتیب بدترین و بهترین سود تاریخی با توجه به انتخاب پیشنهاد b_{ij}، $0 < \tau_i \le 1$ پارامتر ریسک‌گریزی هزینه‌ی فرصت $GenCo_i$ و $0 < \theta_i \le 1$ پارامتر ریسک‌گریزی ارزش در معرض خطر شرطی $GenCo_i$ تعریف شده است. $\tau_i = 1$ بیان‌گر بیشترین ریسک‌گریزی از هزینه‌ی فرصت و $\tau_i = 0$ شرایط ریسک خنثی هزینه‌ی فرصت را نشان می‌دهد. همچنین $\theta_i = 1$ نشان‌دهنده‌ی بیشترین ریسک‌گریزی از ریسک بدترین سودهای انتظاری بر اساس ارزش در معرض خطر شرطی و $\theta_i = 0$ شرایط ریسک خنثی برای این ریسک را نشان می‌دهد. عبارت $\left(\tau_i \frac{N_{ij}}{T} + \theta_i \left(\frac{\bar{p}_{ij} - CVaR_\alpha^{ij}}{\bar{p}_{ij} - \underline{p}_{ij}}\right)\right)$ در رابطه‌ی ۶ نشان‌دهنده‌ی ریسک انتخاب سیاست زام است و از دو عبارت تشکیل شده است. عبارت اول یعنی $\tau_i \frac{N_{ij}}{T}$ بیان‌گر هزینه‌ی فرصت‌های از دست‌رفته‌ی نرمالیزه شده‌ی $GenCo_i$ در کسب سود از حراج (سودهای صفر به‌دلیل شکست در حراج) و عبارت دوم یعنی $\theta_i \left(\frac{\bar{p}_{ij} - CVaR_\alpha^{ij}}{\bar{p}_{ij} - \underline{p}_{ij}}\right)$ بیان‌گر ریسک سودهای نامطلوب نرمالیزه شده‌ی $GenCo_i$ است. به منظور محاسبه‌ی مقدار ارزش در معرض خطر شرطی ابتدا باید مقدار ارزش در معرض خطر محاسبه شود. برای محاسبه‌ی تعداد شکست‌های حراج از حراج‌های تاریخی و همچنین برای محاسبه‌ی ارزش در معرض خطر و ارزش در معرض خطر شرطی از رویکرد شبیه‌سازی تاریخی[۲۴][۱۹] استفاده شده است.

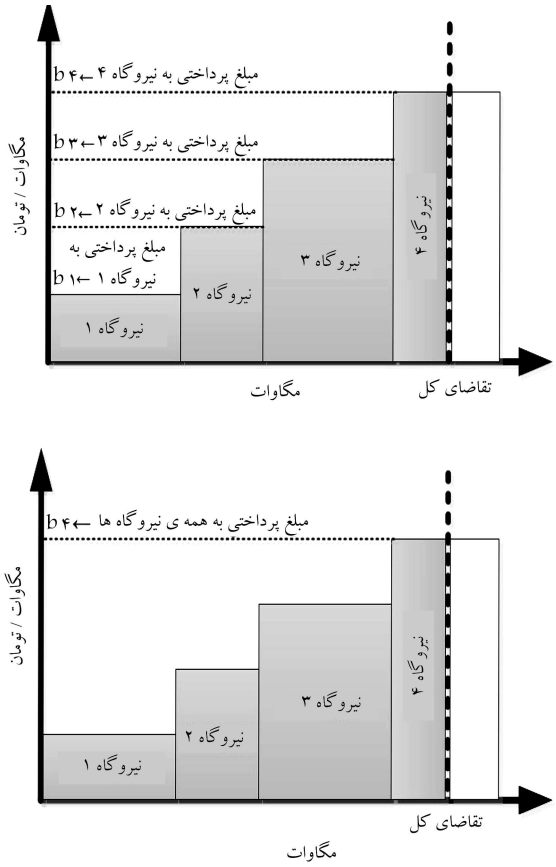
۴. مطالعه‌ی موردی

تولیدکنندگان شبکه‌ی برق یزد ۵ نیروگاه را شامل می‌شوند که در حراج بازار برق قیمت‌دهی می‌کنند. در جدول ۲، مشخصات این نیروگاه‌ها ارائه شده است. بنابراین برای اجرای شبیه‌سازی، پنج نیروگاه در نظرگرفته شده است. یک‌بار اجرای شبیه‌سازی شامل $\max_t$ تکرار است وهر تکرار عبارت است از برگزارکردن یک حراج ساعتی (یک دوره) در بازار روز آتی. برای $GenCo_i$ با توجه به سابقه‌ی قیمت‌دهی، مجموعه‌یی ازگزینه‌های قیمتی B_i تعیین شده است (جدول ۲)، بنابراین در هر تکرار $GenCo_i$ به‌طور همزمان پیشنهاد $b_i \in B_i$ و بیشترین ظرفیت توان $(G_i^{\max})$ خود را به بهره‌بردار مستقل سیستم ارائه می‌دهد. سپس بهره‌بردار مستقل سیستم با تجمیع تقاضا و پیشنهادهای نیروگاه‌ها، با در نظرگرفتن دو رویکرد تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد[۲۵] و یکنواخت،[۲۶] برندگان را تعیین می‌کند. در تسویه‌ی قیمت توسط بهره‌بردار مستقل سیستم، پیشنهادات نیروگاه‌ها به ترتیب قیمت صعودی مرتب می‌شوند تا جایی‌که مجموع توان پیشنهادات، تقاضای برق موجود را ارضا کند. تقاضای برق در هر گره مصرفی ثابت و مجموع تقاضا برابر با ۱۷۰۰ مگاوات در ساعت است. در تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد، قیمت پرداختی به نیروگاه‌ها معادل با قیمت پیشنهادی هریک (شکل ۲ الف) و در تسویه‌ی یکنواخت قیمت پرداختی به نیروگاه‌ها معادل با قیمت پیشنهادی آخرین نیروگاه پذیرفته شده در حراج ـ با بالاترین قیمت پیشنهادی ـ است (شکل ۲ ب).

در شروع شبیه‌سازی $t = 1$، $Q_{ij} = 0$ و $D_{ij} = \emptyset$ است. به منظور به دست آوردن نتایج استوار، نتایج به‌صورت میانگین ۱۰۰ بار شبیه‌سازی ارائه شده است که در هر شبیه‌سازی $\max_t = 2000$ است. برای نیروگاه‌های یادگیرنده، $\alpha_{i0} = 0/1$ و $\epsilon_{i0} = 0/9$ در نظرگرفته شده است. به منظور محاسبه‌ی ارزش در معرض خطر شرطی، در هر بار شبیه‌سازی، ابتدا یک فرایند شبیه‌سازی با تعداد تکرار ۵۰۰۰ دور

جدول ۲. مشخصات نیروگاه‌های شبکه‌ی برق یزد (مرجع شرکت تولید برق حرارتی یزد).

نام نیروگاه	شهید زنبق	سیکل ترکیبی			
		سرو	شیرکوه	تابان	یزد
نوع واحد	گازی	گازی/بخار			
$G_i^{\max}(MW)$	۱۰۰	۴۸۴	۴۸۴	۴۸۴	۱۰۰۰
$C_i(Toman/KWh)$	۳۹	۳۵	۳۶	۳۶	۳۷
$B_i(Toman/KWh)$	[۶۵, ۶۲, ۵۸, ۵۴]	[۶۴, ۶۱, ۵۸, ۵۰]	[۶۲, ۵۸, ۵۴, ۵۲]	[۶۴, ۶۰, ۵۵, ۵۱]	[۶۰, ۵۵, ۵۲, ۴۹]



(پایین: تسویه یکنواخت، بالا: تسویه پرداخت براساس پیشنهاد)

شکل ۲. انواع تسویه در بازار برق.

اجرا می‌شود تا مقادیر سود محقق شده برای هر یک از نیروگاه‌ها به دست آید و برای هر یک از گزینه‌های قیمتی $b_i \in B_i$ و برای نیروگاه‌ها، مقادیر $CVaR_\alpha^{ij}$ و N_{ij} محاسبه می‌شود. فرایند شبیه‌سازی در نرم‌افزار MATLAB ۲۰۱۹ مدل‌سازی شده است.

۵. نتایج شبیه‌سازی

در این بخش نتایج شبیه‌سازی ارائه شده است. این نتایج به تفکیک دو رویکرد کلی شرایط ریسک خنثی (مطابق با روابط بخش ۱.۳.) و شرایط ریسک‌گریز (مطابق با روابط بخش ۲.۳.) است. در هر یک از این رویکردها، دو روش تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد و تسویه‌ی یکنواخت در نظرگرفته شده است. به علاوه در هریک از شرایط مربوط به وضعیت ریسک و رویکردهای تسویه، شرایط یادگیری در سه حالت بدون یادگیری نیروگاه‌ها، یادگیری یک یا دو نیروگاه و یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها در نظرگرفته شده است. مقیاس نمودارهای Q و میانگین سود ۱/۱۰۰۰ است.

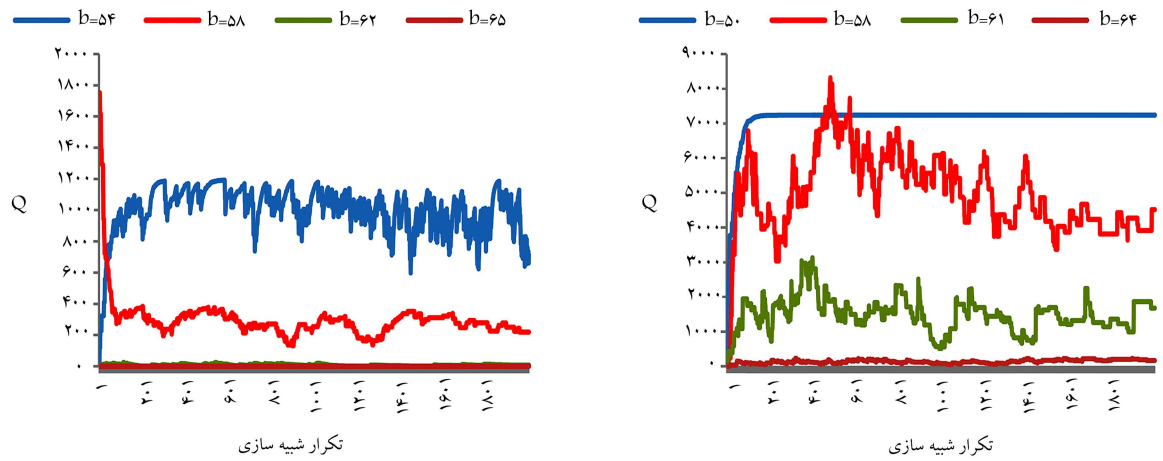
۱.۵. ارزیابی شرایط ریسک خنثی

در این بخش تمرکز یادگیری بر روی دو نیروگاه شهید زنبق و سرو است. برای نمونه شکل‌های ۳ و ۴ تغییرات مقدار Q را طی تکرارهای روش یادگیری (برای یکی از دفعات شبیه‌سازی) با تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد و به ترتیب برای حالت یادگیری تنها این دو نیروگاه و یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها نشان می‌دهد. چنان که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، برای نیروگاه شهید زنبق، بیشترین مقدار Q در انتهای شبیه‌سازی در استراتژی قیمتی تعادلی $b = ۵۴$ و برای نیروگاه سرو $b = ۵۰$ به دست آمده است.

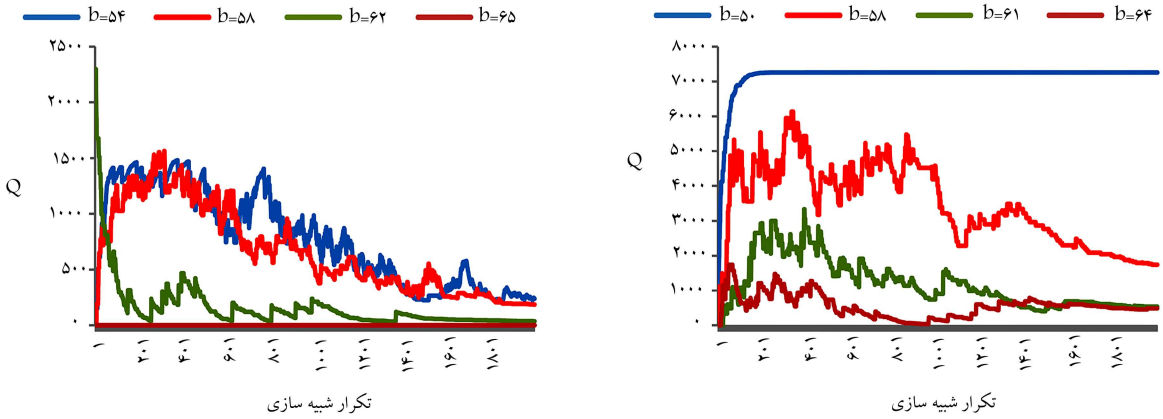
شکل ۴ نتایج تعمیم فرایند یادگیری به همه‌ی نیروگاه‌ها را نشان می‌دهد. با هوشمند شدن سایر نیروگاه‌ها و افزایش فضای رقابتی، در نیروگاه شهید زنبق، دو استراتژی قیمتی تعادلی $b = ۵۴$ و $b = ۵۸$ در آخرین تکرارهای شبیه‌سازی به دست می‌آید. همچنین این دو استراتژی مطلوبیت کم‌تری را نسبت به حالت پیشین (یادگیری فقط دو نیروگاه شهید زنبق و سرو) ایجاد می‌کند. استراتژی قیمتی $b = ۵۰$ همچنان استراتژی بهینه برای نیروگاه سرو به شمار می‌آید. چنان که مشاهده می‌شود، سایر استراتژی‌های قیمتی مطلوبیت کم‌تری نسبت به حالت پیشین ایجاد کرده‌اند.

شکل ۵ در میانگین سود دور آخر شبیه‌سازی و همچنین تعداد دفعات پیروزی در حراج هر یک از نیروگاه‌ها برای دور آخر شبیه‌سازی برای روش تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد نشان داده شده است. این دو معیار در سه وضعیت بدون یادگیری نیروگاه‌ها، یادگیری نیروگاه‌های شهید زنبق و نیروگاه سرو و در نهایت یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها نشان داد شده است. سود نیروگاه شهید زنبق در شرایط یادگیری این نیروگاه و نیروگاه سرو، نسبت به وضعیت بدون یادگیری افزایش یافته است. از سوی دیگر سود این نیروگاه در وضعیت یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها به دلیل افزایش رقابت نسبت به وضعیت یادگیری دو نیروگاه شهید زنبق و سرو کاهش داشته است. تعداد دفعات پیروزی برای نیروگاه شهید زنبق نیز وضعیت مشابهی با سود را تجربه کرده است. نیروگاه سیکل ترکیبی سرو نیز وضعیتی مشابه نیروگاه شهید زنبق داشته است. در سایر نیروگاه‌ها، با در نظرگرفتن وضعیت بدون یادگیری و یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها، سود کاهش معناداری داشته است. وضعیت مشابهی در تعداد دفعات پیروزی نیز برقرار است، مگر نیروگاه سیکل ترکیبی تابان که در آن با افزایش سطح رقابت، تعداد دفعات پیروزی بالاتری داشته باشد.

شکل ۶ معادل شکل ۵ برای شرایط تسویه‌ی یکنواخت است. سود و تعداد دفعات پیروزی در حالات یادگیری مختلف در نیروگاه شهید زنبق و نیروگاه سیکل

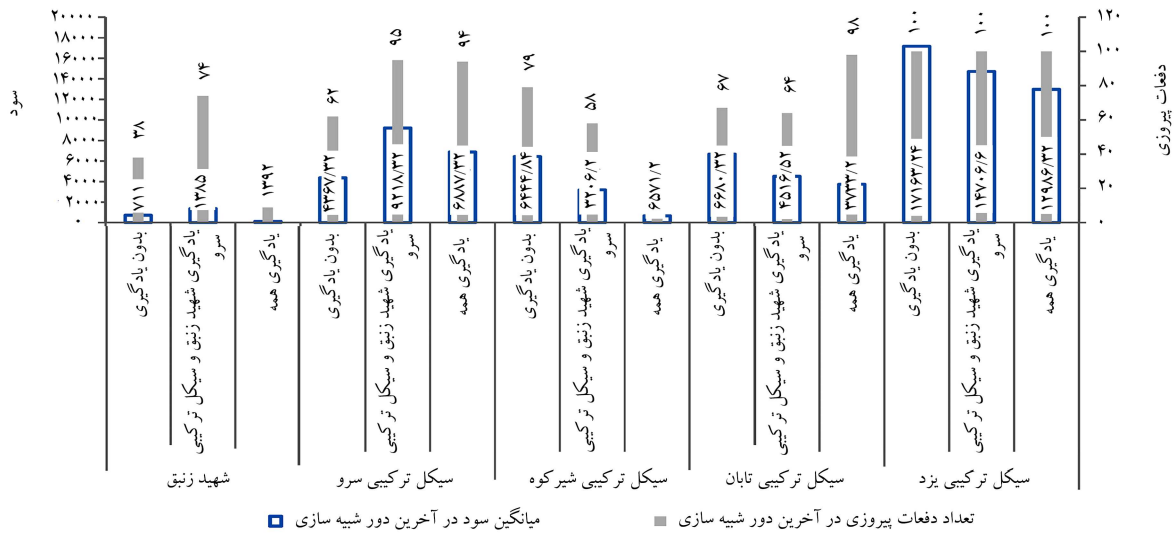


شکل ۳. تغییرات مقدار Q یادگیری برای نیروگاه شهید زنبق (چپ) و نیروگاه سرو (راست) در شرایط یادگیری فقط این دو نیروگاه و تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد (ریسک خنثی).



شکل ۴. تغییرات مقدار Q یادگیری برای نیروگاه شهید زنبق (چپ) و نیروگاه سرو (راست) در شرایط یادگیری همه‌ی نیروگاه و تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد (ریسک خنثی).

شکل ۵. مقایسه‌ی میانگین سود دور آخر شبیه‌سازی و تعداد دفعات پیروزی در آخرین دور شبیه‌سازی در شرایط تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد و در وضعیت‌های یادگیری مختلف (ریسک خنثی).



شکل ۶. مقایسه‌ی میانگین سود دور آخر شبیه‌سازی و تعداد دفعات پیروزی در آخرین دور شبیه‌سازی در شرایط تسویه‌ی یکنواخت و در وضعیت‌های یادگیری مختلف (ریسک خنثی).

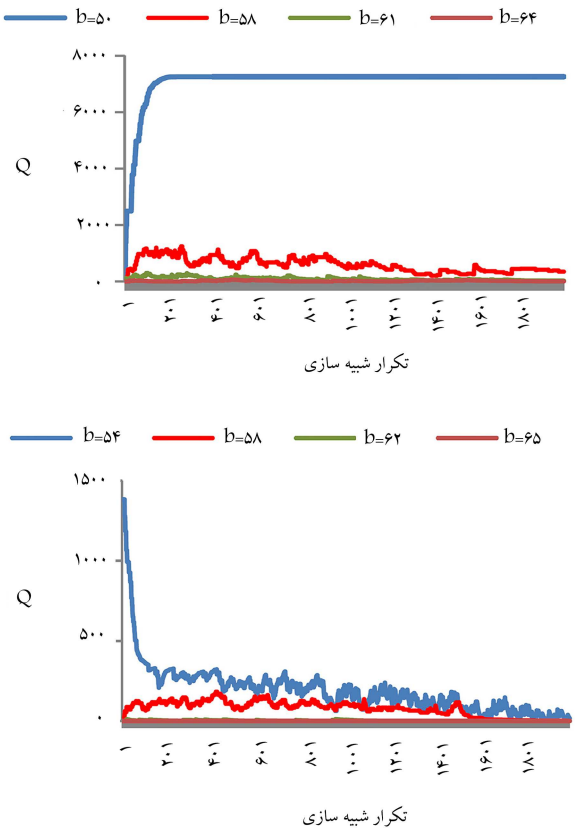
شکل ۷. میانگین مجموع هزینه‌ی پرداختی به نیروگاه‌ها در شرایط مختلف (ریسک خنثی).

ترکیبی سرو وضعیتی مشابه شرایط تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد دارند (شکل ۵). با مقایسه‌ی دو رویکرد تسویه سود و در شرایط یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها، سه نیروگاه سرو، تابان و یزد که توانایی ارائه‌ی قیمت‌های پایین‌تری نسبت به دو نیروگاه زنبق و شیرکوه را دارند، توانسته‌اند سود بالاتری را در تسویه‌ی یکنواخت کسب کنند.

شکل ۷، مقدار میانگین مجموع هزینه‌ی پرداختی به نیروگاه‌ها $\left(\sum_{i=1}^{N} b_i G_i\right)$ را در شرایط مختلف یادگیری و رویکردهای مختلف تسویه نشان می‌دهد. هرچه این مقدار بیشتر باشد، نشان‌دهنده‌ی رفاه اجتماعی کم‌تر است. چنان که مشاهده می‌شود، با افزایش نیروگاه‌های یادگیرنده و رقابت، میزان رفاه اجتماعی افزایش یافته است. همچنین از آن‌جا که در رویکرد تسویه‌ی یکنواخت، سود بیشتری عاید نیروگاه‌ها می‌شود، سطح رفاه اجتماعی کم‌تری در این رویکرد وجود دارد.

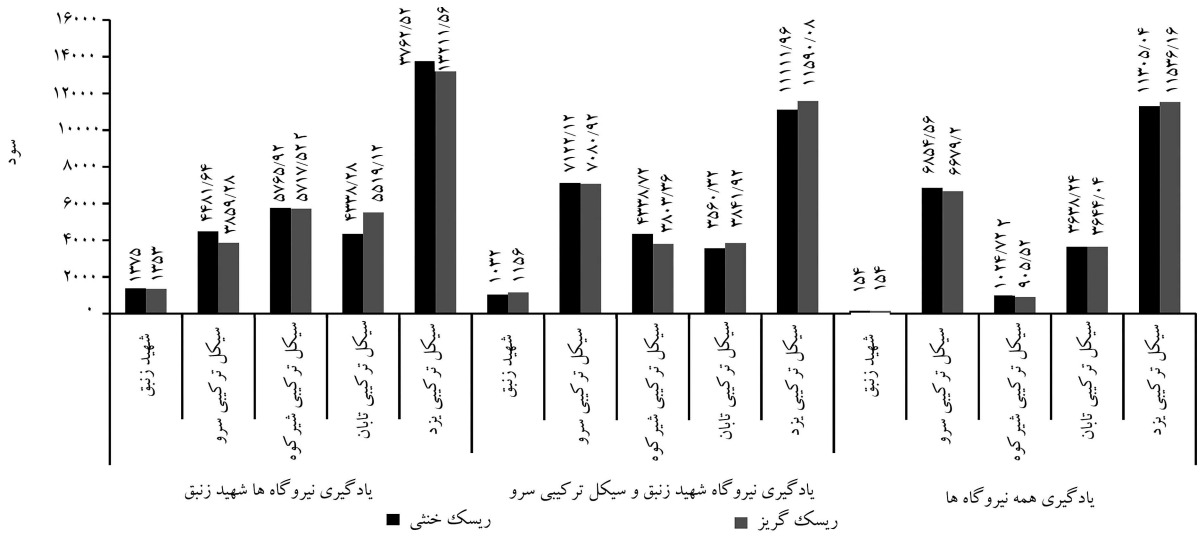
۲.۵. ارزیابی شرایط ریسک‌گریز

در شکل ۸ به ترتیب تغییرات مقدار Q طی تکرارهای روش یادگیری (برای یکی از تکرارهای شبیه‌سازی) با تسویه‌ی پرداخت براساس پیشنهاد و در شرایط ریسک‌گریزی

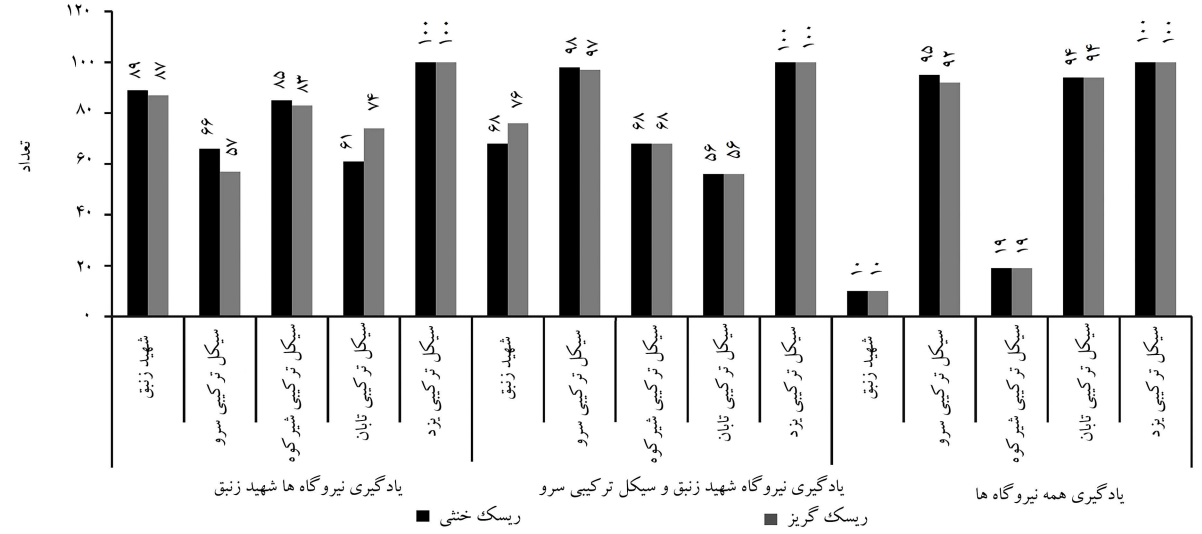


شکل ۸. تغییرات مقدار Q یادگیری برای نیروگاه شهید زنبق (چپ) و نیروگاه سرو (راست) در شرایط یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها و تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد (ریسک گریز).

نشان داده شده است. در این شرایط، فرض بر آن است که همه‌ی نیروگاه‌ها ریسک‌گریزند ($\tau_i = \theta_i = 1$). چنان‌که مشاهده می‌شود، سیاست‌های تعادلی مشابه با حالت ریسک خنثی است.

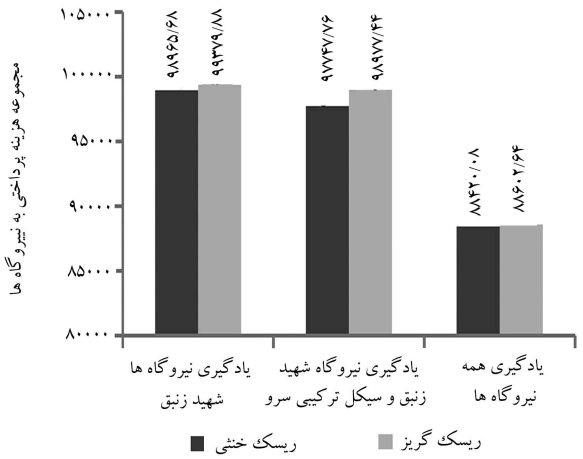


شکل ۹. میانگین سود دور آخر شبیه‌سازی برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در شرایط پرداخت بر اساس پیشنهاد.

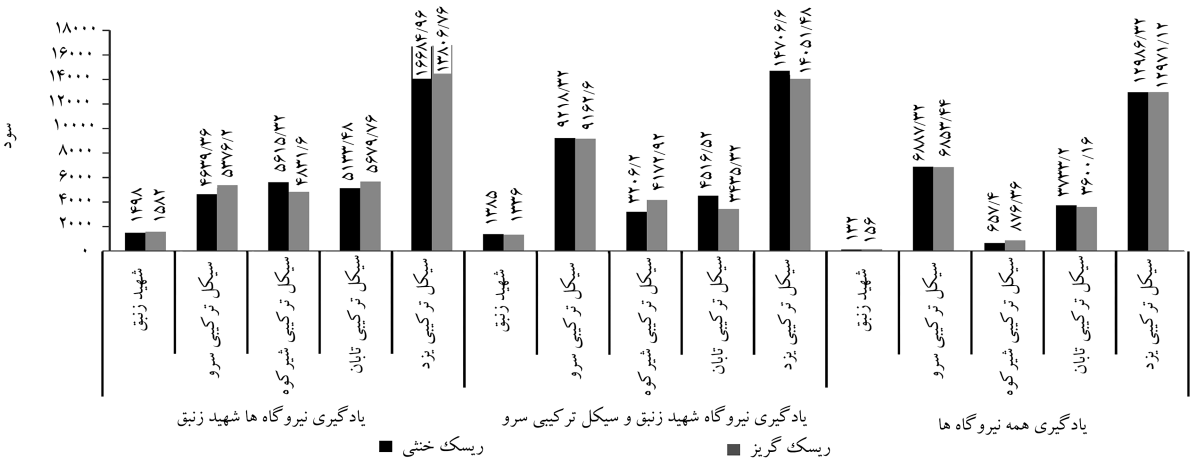


شکل ۱۰. تعداد دفعات پیروزی در دور آخر شبیه‌سازی برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در شرایط پرداخت بر اساس پیشنهاد.

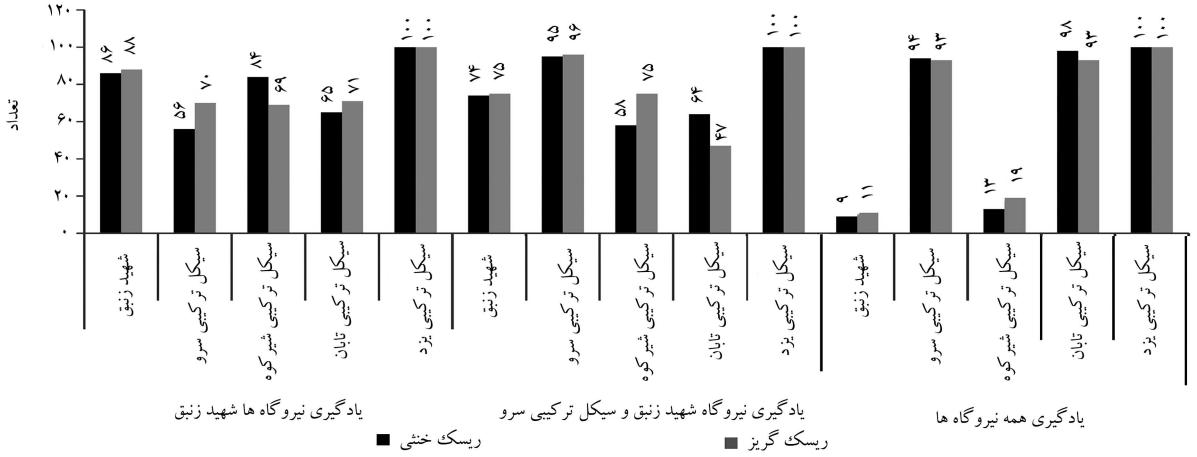
در شکل ۹، میانگین سود دور آخر شبیه‌سازی برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در وضعیت‌های یادگیری مختلف و برای شرایط پرداخت بر اساس پیشنهاد مورد بررسی قرار گرفته است. چنان که مشاهده می‌شود، نیروگاه‌های سرو و شیرکوه سود کم‌تر و نیروگاه تابان سود بالاتری را در حالت ریسک‌گریزی تجربه کرده‌اند. نیروگاه یزد در شرایط یادگیری همه نیروگاه‌ها و همچنین یادگیری نیروگاه‌های زنبق و سرو، سود بالاتری را در شرایط ریسک‌گریز و سود کم‌تری را در حالت یادگیری فقط نیروگاه زنبق در شرایط ریسک‌گریزی تجربه کرده است. همچنین شرایط شکل ۱۰ شرایط مشابهی برای تعداد دفعات پیروزی در دور آخر شبیه‌سازی برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز نشان می‌دهد. در شکل ۱۱ میزان هزینه‌ی کل پرداختی به نیروگاه‌ها برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در شرایط پرداخت بر اساس پیشنهاد مورد مقایسه قرار گرفته است. چنان که مشاهده می‌شود، میزان رفاه اجتماعی در شرایط ریسک‌گریزی کم‌تر از شرایط ریسک خنثی است. همچنین افزایش سطح یادگیری منجر به افزایش سطح رفاه اجتماعی شده است.



شکل ۱۱. میزان هزینه‌ی کل پرداختی به نیروگاه‌ها برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در شرایط پرداخت بر اساس پیشنهاد.



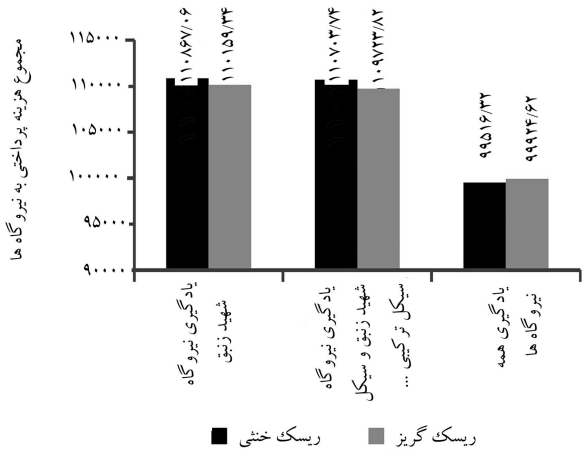
شکل ۱۲. مقایسه‌ی میانگین سود دور آخر شبیه‌سازی برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در شرایط پرداخت یکنواخت.



شکل ۱۳. مقایسه‌ی تعداد دفعات پیروزی در دور آخر شبیه‌سازی برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در شرایط پرداخت یکنواخت.

در شکل ۱۲، میانگین سود دور آخر شبیه‌سازی برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در وضعیت‌های یادگیری مختلف و برای شرایط پرداخت یکنواخت مورد بررسی قرارگرفته است. در وضعیت یادگیری نیروگاه شهید زنبق، غیر از نیروگاه شهید شیرکوه در سایر نیروگاه‌ها میزان سود در شرایط ریسک‌گریز بیش از شرایط ریسک خنثی است. در وضعیت یادگیری نیروگاه شهید زنبق و سرو، غیر از نیروگاه شیرکوه، در سایر نیروگاه‌ها میزان سود در شرایط ریسک خنثی بیش از شرایط ریسک‌گریزی است. در وضعیت یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها، غیر از نیروگاه زنبق و شیرکوه، در سایر نیروگاه‌ها سود در شرایط ریسک خنثی بیش از شرایط ریسک‌گریز است.

در شکل ۱۳ تعداد دفعات پیروزی در دور آخر شبیه‌سازی برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در شرایط پرداخت یکنواخت ارائه شده است. با صرف نظر کردن از اختلافات بسیار کم، وضعیتی مشابه میزان میانگین سود وجود دارد. غیر از نیروگاه‌های شهید زنبق و سرو در یادگیری نیروگاه‌های شهید زنبق و سرو. در شکل ۱۴، سطح رفاه اجتماعی در شرایط ریسک‌گریز و ریسک خنثی برای شرایط پرداخت یکنواخت مقایسه شده است. چنان که مشاهده می‌شود در وضعیت یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها سطح رفاه اجتماعی در شرایط ریسک‌گریز پایین‌تر از شرایط ریسک خنثی است. در سایر وضعیت‌های یادگیری سطح رفاه اجتماعی ریسک خنثی پایین تر از شرایط ریسک‌گریز است.



شکل ۱۴. مقایسه میزان هزینه‌ی کل پرداختی به نیروگاه‌ها برای حالت ریسک خنثی و ریسک‌گریز در شرایط پرداخت یکنواخت.

۶. نتیجه‌گیری

یکی از مهم‌ترین تحولات اخیر در حوزه‌ی اقتصاد انرژی، تجدید ساختار بازار برق است. این موضوع منجر به تشکیل بازاری شده است که در آن بازیگران تولیدکننده‌ی

برق یعنی نیروگاه‌ها، به رقابت می‌پردازند. با توجه به اهمیت ارزیابی سازوکارهای این بازار، در این پژوهش مدلی برای شبیه‌سازی فرایند حراج در بازار برق یعنی قیمت‌دهی و تسویه‌ی قیمتی نیروگاه‌ها ارائه شده است. مدل پیشنهادی بر اساس یادگیری تقویتی یادگیری Q و انطباق آن با رفتار ریسک‌گریزی نیروگاه‌ها طراحی شده است. بر این اساس دو ریسک مبتنی بر سودهای ضعیف و همچنین ریسک فرصت‌های از دست رفته در حراج به ترتیب با استفاده از مفهوم ارزش در معرض خطر شرطی و همچنین تعداد شکست‌ها در حراج تعریف شده است و با مدل یادگیری کیو ادغام شده است. تعریف ریسک یادگیرنده‌ها از این دو منظر، از نوآوری‌های اصلی این پژوهش به شمار می‌آید. مدل پیشنهادی برای بازار یزد با ۵ نیروگاه و با در نظرگرفتن روش‌های تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد و پرداخت یکنواخت با استفاده از شبیه‌سازی مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج به دست آمده نشان‌دهنده‌ی این است که با افزایش نیروگاه‌های یادگیرنده، سطح رقابت بین نیروگاه‌ها افزایش می‌یابد. تحت این شرایط، در درازمدت تمایل به کاهش قیمت افزایش و بنابراین سطح رفاه اجتماعی نیز افزایش می‌یابد. سود کل نیروگاه‌ها در سازوکار تسویه‌ی پرداخت بر اساس پیشنهاد، کمتر از سازوکار یکنواخت است و بنابراین سطح رفاه اجتماعی در سازوکار تسویه‌ی یکنواخت، کم‌تر از سازوکار پرداخت بر اساس پیشنهاد است. با در نظرگرفتن سازوکار تسویه پرداخت بر اساس پیشنهاد و در حالت یادگیری همه‌ی نیروگاه‌ها، رفاه اجتماعی در شرایط ریسک‌گریزی، بیش از شرایط ریسک خنثی بودن نیروگاه‌هاست. دلیل این امر پایین بودن سودآوری نیروگاه‌ها به دلیل رفتار ریسک‌پذیری آنهاست. در یک سازوکار تسویه یکنواخت، تلاش‌های نیروگاه‌ها برای جلوگیری از ریسک، منجر به قیمت‌گذاری پایین‌تری نسبت به حالت ریسک خنثی می‌شود، اما به دلیل ساختار این سازوکار، سودآوری آنها بیشتر از حالت ریسک خنثی است.

از نتایج به دست آمده در این تحقیق می‌توان در راستای بهبود مطلوبیت نهایی بازیگران بازار برق شامل تولیدکنندگان، نهادهای اجرایی و نظارتی و مصرف‌کنندگان نیروگاه‌ها استفاده کرد. بهبود روند پیشنهاددهی نیروگاه‌ها در شرایط رقابتی، تعیین رویکردهای تسویه‌ی بهینه و همچنین افزایش رفاه اجتماعی مصرف‌کنندگان، می‌تواند از مزایای بهره‌گیری از نتایج این تحقیق به شمار آید. از آن‌جا که نتایج این تحقیق در راستای مدل‌سازی رقابت در بازار برق است، می‌تواند به سیاست‌گذاران بازار برق برای تنظیم بازار و در راستای افزایش کارایی آن کمک کنند. افزایش سطوح رقابتی در یک بازار کارا، قاعدتاً منجر به افزایش بهره‌وری بازیگران بازار یعنی نیروگاه‌ها می‌شود. این افزایش بهره‌وری نیاز به عوامل مختلفی نظیر توسعه‌ی نیروی انسانی متخصص، رعایت بیش از پیش الزامات زیست‌محیطی در راستای یک توسعه‌ی پایدار و ... را ضروری می‌کند. در نهایت افزایش بهره‌وری، می‌تواند امکان ورود به بازارهای برق همسایگان و منطقه را برای فعالان بازار برق خصوصی در ایران فراهم کند.

یکی از محدودیت‌های موجود در این پژوهش، عدم امکان جمع‌آوری داده‌های بازار در سطح کشور و ارزیابی مدل در سطح جامع‌تر است. همچنین عدم در نظرگرفتن جزئیات سیستم انتقال و قیمت‌دهی مبتنی بر مکان مصرف، از دیگر محدودیت‌های این پژوهش به شمار می‌آید. در صورت امکان، می‌توان اجرای مدل در مقیاس‌های کلان‌تر (نظیر کشور) و همچنین در نظرگرفتن پارامترهای دیگر سیستم توزیع و مصرف می‌تواند در پژوهش‌های آتی مد نظر قرار گیرد. همچنین استفاده از سایر روش‌های یادگیری تقویتی نظیر عامل نقاد[27] یا شبکه‌ی Q عمیق منطبق با رویکرد پیشنهادی این تحقیق برای مدل‌سازی رفتار ریسک نیروگاه‌ها را می‌توان به‌عنوان پژوهش‌های آتی در نظر گرفت.

پانوشت‌ها

1. generation company (GenCo)
2. conditional value at risk (CVaR)
3. value at risk (VaR)
4. bertrand competition
5. cournot competition
6. supply function equilibrium (SFE)
7. agent based models
8. oligopolistic power market
9. locational marginal pricing
10. independent system operator (ISO)
11. Agent
12. price-power
13. marginal production cost
14. bid
15. price cap
16. best identified bid price
17. epsilon-greedy
18. average value-at-risk
19. tail value-at-risk
20. monotonicity
21. translation invariance
22. positive homogeneity
23. subadditivity
24. historical simulation
25. pay as bid
26. uniform
27. actor-critic

منابع (References)

1. Rothwell, G. and Gómez, T. “Electricity economics”, IEEE series on power engineering (2003).
2. Bhardwaj, A., Saxena, A. and Manglani, T. “Optimal bidding strategy for profit maximization of generation companies under step-wise bidding protocol”, *International Journal of Engineering and Technology*, **9**(2), pp. 797-805 (2017).
3. Aliabadi, D.E., Kaya, M. and Sahin, G. “Competition, risk and learning in electricity markets: an agent-based simulation study”, *Applied Energy*, **195** pp. 1000-1011 (2017).
4. Guo, H. and et al. “Electricity wholesale market equilibrium analysis integrating individual risk-averse features of generation companies”, *Applied Energy*, **252**, p. 113443 (2019).

5. Song, Y. and et al. "Conjectural variation based bidding strategy in spot markets: fundamentals and comparison with classical game theoretical bidding strategies", *Electric Power Systems Research*, **67**(1), pp. 45-51 (2003).
6. Li, G., Shi, J. and Qu, X. "Modeling methods for GenCo bidding strategy optimization in the liberalized electricity spot market-A state-of-the-art review", *Energy*, **36**(8), pp. 4686-4700 (2011).
7. Gao, F. and Sheble, G. "Electricity market equilibrium model with resource constraint and transmission congestion", *Electric Power Systems Research*, **80**(1), pp. 9-18 (2010).
8. Khorasani, J. and Mashhadi, H.R. "A risk-based bidding strategy in an electricity multimarket", *In Electrical Engineering (ICEE), 2011 19th Iranian Conference on*. IEEE (2011).
9. Wang, J., Wu, J. and Che, Y. "Agent and system dynamics-based hybrid modeling and simulation for multilateral bidding in electricity market", *Energy*, **180**, pp. 444-456 (2019).
10. Singh, S., Fozdar, M. and Singh, A.K. "Optimal strategic bidding using intelligent gravitational search algorithm for profit maximization of power suppliers in an emerging power market", in Intelligent Computing Techniques for Smart Energy Systems Springer. pp. 963-971 (2020).
11. Dou, C. and et al. "Multi-agent-system-based bi-level bidding strategy of microgrid with game theory in the electricity market", *Electric Power Components and Systems*, **47**(8), pp. 703-719 (2019).
12. Kiran, P. and Chandrakala, K.V. "Variant roth-Erev reinforcement learning algorithm-based smart generator bidding as agents in electricity market", in Soft Computing for Problem Solving Springer, pp. 981-989 (2020).
13. Bahmani, R., Karimi, H. and Jadid, S. "Stochastic electricity market model in networked microgrids considering demand response programs and renewable energy sources", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, **117**, p. 105606 (2020).
14. Watkins, C.J. and Dayan, P. "Q-learning", *Machine learning*, **8**(3-4), pp. 279-292 (1992).
15. Guo, M., Liu, Y. and Malec, J. "A new Q-learning algorithm based on the metropolis criterion", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, **34**(5), pp. 2140-2143 (2004).
16. Jorion, P. "Value at risk: the new benchmark for managing financial risk", **2**, McGraw-Hill New York (2001).
17. Rockafellar, R.T. and Uryasev, S. "Optimization of conditional value-at-risk", *Journal of Risk*, **2**, pp. 21-42 (2000).
18. Committee, B., *Fundamental Review of the Trading Book: A Revised Market Risk Framework*, Consultative Document, October (2013).
19. Hull, J. and White, A. "Incorporating volatility updating into the historical simulation method for value-at-risk", *Journal of Risk*, **1**(1), pp. 5-19 (1998).