یک مدل جدید جهت تعیین سطح تولید نفت اوپک بر اساس پیش بینی قیمت‌ها و نظریه بازیها

احسان لطفی[1*]
گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد تربت جام

حمید رضا نویدی
گروه ریاضی کاربردی و علوم کامپیوتر دانشگاه شاهد

اطلاعات مقاله

واژگان کلیدی:
مدلسازی،
سطح تولید اوپک،
واردات،
قیمت نفت،
پیش بینی،
شبکه عصبی،
تئوری بازی.

چکیده

در این مقاله یک مدل ترکیبی بر اساس شبکه های عصبی مصنوعی و تئوری بازیها ارایه شده است تا بتواند در تعیین سطح تولید نفت اوپک به تحلیل گران کمک کند. در این مدل، شبکه عصبی به کار گرفته می شود تا اثر تصمیمات اوپک در تعیین سطح عرضه نفت بر قیمت آن را یاد بگیرد. سپس شبکه عصبی آموزش دیده در ایجاد یک تابع پیامد برای یک مدل بازی بین اوپک و ایالات متحده آمریکا به عنوان یک خریدار عمده بکار گرفته می شود. مدل ارایه شده برای تعیین بهترین تصمیم برای میزان تولید نفت اوپک در مارس سال ۲۰۱۲ به عنوان یک مثال موردی بکار گرفته شده است و بهترین تصمیم برای میزان تولید را ارایه می دهد.

۱- مقدمه

نفت یکی از بازارهای مهم اقتصادی است که قیمت آن نقش بسیار حیاتی در اقتصاد جهانی و همچنین اقتصادهای بومی بازی می کند. دو عامل بسیار مهم بر روی قیمت نفت نقش اساسی دارد: اولی میزان عرضه نفت توسط تولید کنندگان عمده آن مانند اوپک است و دیگری میزان تقاضای کشورهای صنعتی مصرف کننده عمده نفت میباشد (همیلتون ۲۰۰۸م، ناشاوی[2] وهمکاران ۲۰۱۰م) [۹و۱۸]. تعیین سطح تولید نفت از تصمیمات مهمی است که اعضای اوپک اتخاذ می کنند و بر قیمت نفت تاثیر به سزایی دارد. اخیرا چیدبایر و راش[3] (۲۰۱۲م) [۲۰] تحقیقی را بر روی تاثیر تصمیم اوپک بر تغییرات قیمت نفت بر اساس مدل GARCH ارایه داده اند. تصمیمات مورد مطالعه آنها "عدم تغییر"، "افزایش" و "کاهش" در میزان تولید نفت بوده است و شامل میزان افزایش و یا کاهش نفت نمی شود. همچنین تغییر در میزان خرید مصرف کنندگان عمده در آن نادیده گرفته شده است. هرچند میزان خرید نفت توسط کشورهای صنعتی غالبا متاثر از رشد یا کاهش شاخص های اقتصادی آنها می باشد. اما چگونگی خرید آنها به گونه ای است که بیشترین منفعت برای آنها با توجه به قیمت نفت و توانایی در

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: esilotf@gmail.com
۱. دانشجوی دکتری هوش مصنوعی، مربی دانشگاه آزاد تربت جام

[2] Nashawi

[3] Schmidbauer and Rösch

ذخیره سازی برایشان حاصل شود. علاوه بر این دو عامل مهم، رویدادهای سیاسی، نظامی و اقتصادی و بسیاری عوامل دیگر نیز بر قیمتها تاثیر گذار است. مجموعه این عوامل باعث بروز رفتاری در دنباله زمانی قیمتهای نفت شده که ویژگیهای خاص دارد: اولا ناپایدار است، بدین معنی که نوسانات زیادی در قیمتها می تواند رخ دهد. دوما این رفتار غیر خطی می باشد، بدین معنی که تغییرات در قیمتها را با یک مدل خطی نمی توان تخمین زد. سوما غیر قطعی است، بدین معنی که هیچ قطعیتی در میزان افزایش و یا کاهش قیمتها وجود ندارد و چهارما کیاتیکیست، بدین معنی که بر اثر عواملی ناگهانی، تغییراتی آنی و آشوبگونه با دامنه ای زیاد و یا کم می تواند در قیمت ها ایجاد شود. این ویژگیهای خاص، امر پیش بینی قیمت نفت را بسیار چالش بر انگیز کرده است.

پیش بینی قیمت نفت برای اوپک بسیار با اهمیت است. زیرا بر مبنی آن میتواند بهترین تصمیم را در جهت میزان افزایش و یا کاهش سطح تولید اتخاذ کند. به عنوان مثال تصمیم گیری در جهت افزایش عرضه نفت در حالی که خریداران با کاهش نیاز روبرو شده اند. می تواند کاهش شدید قیمت را به همراه داشته باشد و یا کم کردن عرضه در زمان نامناسب می تواند سود کمتری را حاصل کند. سود حاصل از فروش برای اعضای اوپک تنها به تصمیم گیری اوپک مبنی بر نرخ تولید نفت بستگی ندارد. همانطور که بیان شد بازیگر مهم دیگر آن کشورهای عمده خریدار نفت است، مثلا چین و یا ایالات متحده آمریکا. میزان خرید نفت در بلند مدت تحت تاثیرشرایط اقتصادی مصرف کنندگان عمده است. اما در کوتاه مدت این کشورها میزان خرید نفت خود را بر اساس قیمت نفت و منافع خود تنظیم می کنند. این تغییر در میزان خرید چنانچه با تصمیم نامناسب اعضای اوپک رو برو شود، می تواند موجب ضرر و زیان بسیاری برای اعضای آن گردد.

چگونه می توان مدلی از رفتار اوپک و یک خریدار عمده در بازار نفت ارایه داد؟ به گونه ای که بر اساس این مدل بتوان بهترین تصمیم را جهت تعیین سطح تولید اوپک پیشنهاد کرد. این سووال کلیدی تحقیق پیش روست. این مدل باید بتواند با دقت بالایی نتیجه تصمیم گیریهای مختلف را با توجه به استراتژی خریدار، تخمین بزند و بهینه ترین تصمیمات را ارایه دهد. از طرف دیگر بررسی رفتار های خرید ایالات متحده در ده سال اخیر نشان می دهد که حجم وارادات ماهانه آمریکا به گونه ای تنظیم شده است که بالاترین سود را برای ایالات متحده داشته باشد. از این رو نیاز به یک مدل جامع برای اوپک تا بتواند در مقابل خریداران عمده بیشترین منفعت را از آن خود کند دو چندان می شود. در بخش ۲ از پژوهش پیش رو روش های مورد استفاده در پیش بینی قیمت مورد بحث قرار می گیرد. در بخش ۳ ، رفتار خرید ایالات متحده از اوپک در دهه اخیر بررسی شده و مدلی جهت یادگیری این رفتار و اثر آن بر قیمت نفت ارایه می شود. سپس در بخش ۴ یک مدل جدید برای تحلیل گران بازارهای نفتی ارایه شده است تا بهترین پیشنهادات را برای سطح تولید اوپک ارایه دهند. بر اساس این مدل می توان بهینه ترین تصمیمات را ارایه داد. تصمیماتی که می تواند بهترین پیامد را برای اعضای اوپک ارایه دهد.

۲- پیشینه تحقیق در پیش بینی قیمت نفت

دو رویکرد اساسی در پیش بینی قیمت نفت در گزارشات علمی دیده می شود. اولین رویکرد استفاده از مدل های ریاضی است. این مدلها مبتنی بر معادلات دیفرانسیل می باشند، مانند مدلهای ARMA، ARCH و GARCH که جهت پیش بینی سریهای زمانی اقتصادی مورد استفاده واقع شده اند (مورانا[1] ۲۰۰۱م، سادورسکی[2] ۲۰۱۰م، موسوی و همکاران ۱۳۸۹ش)[۲]، [۳]، [۵]، [۱۶] و [۱۹]. در رویکرد دوم روشهای هوش مصنوعی مدرن مورد توجه قرار گرفته است. روشهایی مانند شبکه های عصبی مصنوعی و ANFIS (عماد حیدر[3] ۲۰۰۸م، مالیاریس[1]

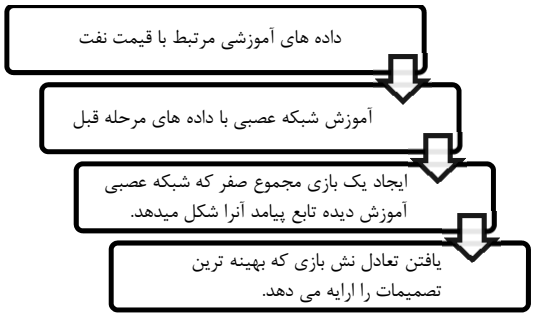
[1] Morana
[2] Sadorsky
[3] Imad Haidar

۲۰۰۹م، آناند[2] ۲۰۱۰م، زوریانی[3] ۲۰۱۱م، هی[4] ۲۰۱۲م، مینگمینگ[5] ۲۰۱۲م و ونگ[6] ۲۰۱۲م، لطفی و نویدی ۲۰۱۲م) [۷]، [۱۰]، [۱۲]، [۱۷]، [۱۴]،[۱۵] و [۲۱]. ویژگی متمایز کننده روشهای هوش مصنوعی مدرن از دیگر روشها، مقوله یادگیری در آنها است. این روشها می توانند رفتار سریهای زمانی مختلف از جمله رفتار سری زمانی قیمت نفت را یاد بگیرند و با یادگیری چگونگی تغییرات در قیمتهای گذشته، می توانند قیمتهای آتی را پیش بینی نمایند. در تحقیقات اخیر نشان داده شده است که مدلهای مبتنی بر یادگیری، مانند شبکه عصبی مصنوعی، قابلیت بالاتری در پیش بینی قیمت نفت دارد (مشیری و فروتن ۱۳۸۳ش، فرجام نیا و همکاران ۱۳۸۶ش، صادقی وهمکاران ۱۳۹۰ش) [۱-۴]. روشهایی که از شبکه های عصبی برای پیش بینی قیمت نفت استفاده کرده اند مانند (اصفهانیان و ناصری ۱۳۸۴،صادقی وهمکاران ۱۳۹۰ش) [۱-۲] بر مبنای دیدگاه سری زمانی بودن قیمتها عمل کرده اند. در این دیدگاه قیمت بعدی نفت تابعی از قیمتهای دوره های (روزها، ماهها و یا سالهای) قبلی نفت بوده است. در این دیدگاه ورودی شبکه عصبی قیمت نفت در دوره های قبلی و خروجی آن، قیمت دوره بعدی است. اما در تحقیق پیش رو از آنجا که هدف اساسی مدل سازی رفتار عرضه و خرید بر قیمت نفت است، دیدگاه سری زمانی بودن قیمتها موثر واقع نمی شود. بلکه شبکه عصبی بگونه ای می بایست آموزش ببیند تا بتواند قیمت نفت را بر اساس میزان عرضه و تقاضا پیش بینی کند.

۳- مدلی برای یادگیری قیمت نفت بر اساس عرضه و تقاضا

از آنجا که ما علاقه مند هستیم بهترین تصمیمات را در عرضه و تقاضای نفت مدل کنیم بنابر این نیاز به مدلی وجود دارد که بتواند نتیجه مقدار عرضه و تقاضا را بر روی قیمت نفت تخمین بزند و در نتیجه ورودیهای این مدل میزان عرضه نفت و دیگری میزان خرید آن خواهد بود و خروجی مدل قیمت پیش بینی شده نفت می باشد. در حقیقت ساخت مدل در اینجا با این پیش فرض منطقی صورت می گیرد که میزان عرضه و تقاضا بر قیمت تاثیر می گذارد. در نتیجه آنها را به عنوان ورودیهای مدل یادگیری استفاده می کنیم. همانطور که در ادامه خواهیم دید، مطابق نتایج بدست آمده و مقایسه های انجام شده، فرض انتخاب این ورودیها صحیح می باشد و منجر به نگاشتی با میزان خطای قابل قبول از ورودیها به قیمت می شود.

مراحل ایجاد مدل پیشنهادی در یک نگاه کلی در شکل ۱ آورده شده است. مطابق شکل، اولین مراحل بکار گیری داده های آموزشی جهت تنظیم وزنهای یک شبکه عصبی چند لایه است. سپس در مراحل بعد، شبکه عصبی به عنوان تابع پیامد یک مدل بازی بکار گرفته می شود تا بهترین تصمیمات را ارایه دهد.



شکل ۱- مراحل ایجاد مدل پیشنهادی

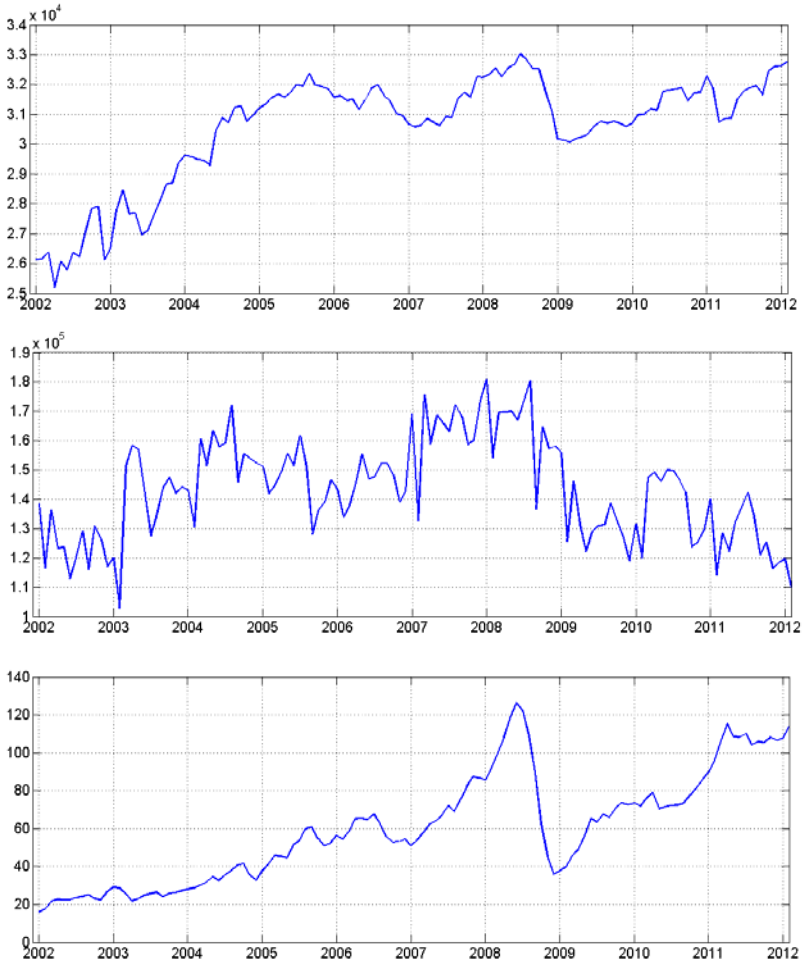
مدلی که ما در اینجا برای پیش بینی قیمت نفت استفاده می کنیم، متفاوت از رفتار سری زمانی قیمت آن است بلکه مدل پیشنهادی، رفتار قیمت نفت را در مقابل میزان تولید اوپک و نرخ خرید ایالات متحده آمریکا یاد می

[1] Malliaris
[2] Anand
[3] Zuriani
[4] Hee
[5] Mingming
[6] Wang

گیرد. شکل ۲ داده های مورد نظر مرحله ۱و استفاده شده در آموزش شبکه عصبی (مرحله ۲) را نشان می دهد.

شکل ۲- بالا میزان تولید نفت توسط اوپک را از ژانویه ۲۰۰۲ تا فوریه ۲۰۱۲ بر حسب هزار بشکه در روز نشان می دهد. خرید ماهانه ایالات متحده از ژانویه ۲۰۰۲ تا فوریه ۲۰۱۲ بر حسب هزار بشکه در شکل ۲- وسط نشان داده شده است و شکل ۲- پایین قیمت نفت خریداری شده توسط ایالات متحده را در آن ماهها بر حسب دلار در هر بشکه نشان می دهد. بطور مشخص در نیمه دوم سال ۲۰۰۸ قیمت نفت دریافتی ایالات متحده به طور مشخصی کاهش یافته است و از عوامل تاثیر گذار بر آن می تواند میزان خرید نوسانی هوشمندانه از اواخر سال ۲۰۰۶ تا اواخر ۲۰۰۸ توسط ایالات متحده آمریکا باشد. آیا داده های نمودار شکل ۲- بالا و وسط با یکدیگر همبستگی دارد به گونه ای که با داشتن آنها بتوان قیمت نفت را در شکل ۲- پایین بدست آورد. برای اینکار از شبکه عصبی مصنوعی بهره می بریم.

شبکه های عصبی الهام گرفته شده از عملکرد نرو فیزیولوژیک مغز است. آنها شبکه ای از مدل ریاضی سلول های عصبی در مغز می باشند. شبکه های عصبی قابلیتهایی همچون یادگیری وتعمیم پذیری دارند. آنها می توانند با مشاهده سابقه پدیده ها، آنها را یاد بگیرند و با تعمیم دادن آنچه آموخته اند به پیش بینی مسائل بپردازند.

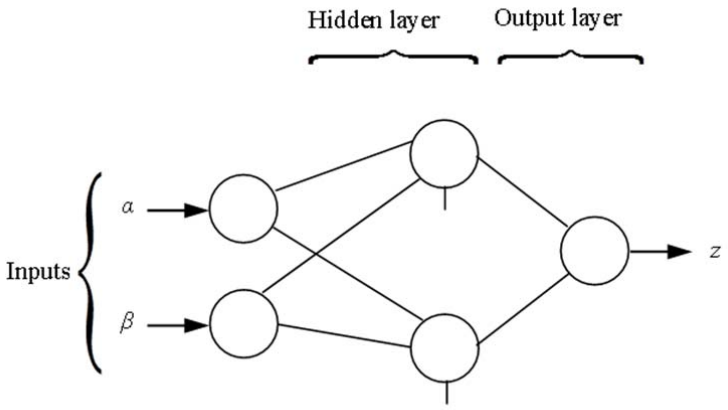


شکل ۲- بالا) میزان تولید نفت اوپک بر حسب هزار بشکه در روز از ژانویه ۲۰۰۲ تا فوریه ۲۰۱۲ بصورت ماهانه. وسط) میزان واردات آمریکا از اوپک بر حسب هزار بشکه در ماه پایین) قیمت نفت وارداتی آمریکا از اوپک بر حسب دلار در هر بشکه.

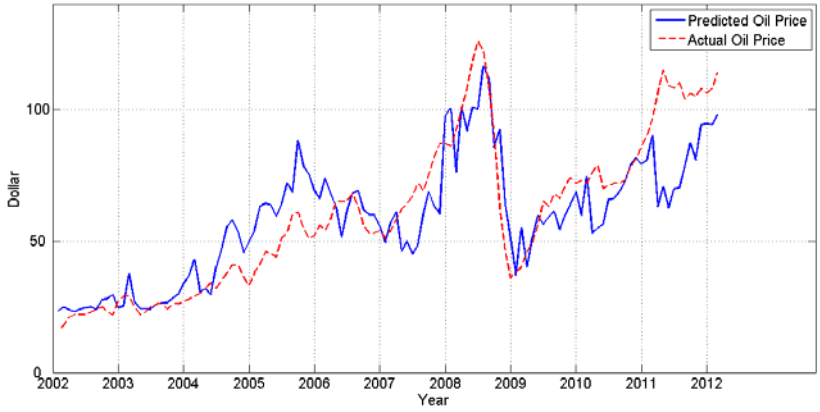
شکل ۳ معماری شبکه عصبی پیشنهادی را برای پیش بینی قیمت نفت ارایه می دهد.معماری، دو ورودی یک خروجی است با یک لایه در بین آنها. اولین ورودی سطح تولید اوپک است، دومین ورودی سطح خرید نفت از اوپک توسط آمریکا می باشد و خروجی آن قیمت پیش بینی شده نفت می باشد. رفتار تابعی شبکه عصبی را پس از آموزش می توان بصورت زیر نشان داد.

$$z = f_{net}(\alpha,\beta) \qquad (۱)$$

جاییکه α میزان تولید نفت اوپک و β میزان خرید ایالات متحده و z قیمت پیش بینی شده آن می باشد.
این رابطه با جزییات به شکل زیر است.



شکل ۳- معماری پیشنهادی شبکه عصبی برای آموزش قیمت نفت. ورودی اول سطح تولید اوپک است و دومین ورودی سطح خرید امریکا را نشان می دهد.



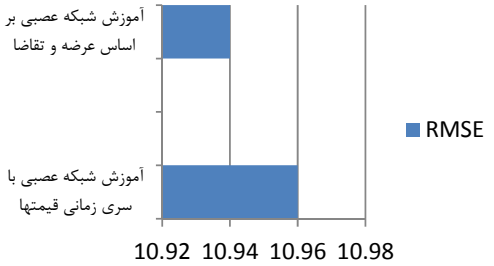
شکل۴- مقادیر پیش بینی شده قیمت ها توسط شبکه عصبی آموزش دیده در مقایسه با مقادیر مشاهده شده.

$$f_{net}(\alpha,\beta)=W_1\,\alpha+W_2\beta+b \qquad (۲)$$

که در آن W ها وزن های آموزشی تنظیم شده با الگوریتم یادگیری و b بایاس نود خروجی شبکه با تابع فعالیت خطی است.

برای آموزی شبکه های عصبی نیاز به داده های آموزشی است. داده های مرتبط با شکل ۲ در پیوست ۱ بطور کامل آورده شده است. داده های آموزشی، ۷۰٪ از این داده ها را شامل می شود که در بر گیرنده سابقه سطح تولید اوپک، سطح خرید نفت آمریکا و قیمت واقعی نفت وارداتی آمریکا می باشد. این داده ها از سایت اوپک و سایت www.iea.gov جمع آوری شده است. هر داده آموزشی شامل ۳ فاکتو است. اولی سطح تولید اوپک است و دومی میزان خرید ایالات متحده است: این دو به عنوان ورودی شبکه عصبی بکار گرفته می شوند تا مقداری را به عنوان قیمت پیش بینی در خروجی نشان دهد. سپس فاکتور سوم داده آموزشی، یعنی قیمت واقعی نفت بکار گرفته می شود تا خطای پیش بینی محاسبه گردد. در نهایت این خطا مطابق الگوریتم یادگیری سریع لونبرگ[1] (هاگان و منهاج[2] ۱۹۹۴م) که در جعبه ابزار شبکه عصبی متلب پیاده سازی شده است، جهت تنظیم وزنهای W در رابطه ۲ یعنی وزنهای آموزشی شبکه عصبی بکار گرفته می شود.

از مجموعه ۱۲۲ نمونه کامل آورده شده در پیوست ۱، ۸۵ مورد بطور تصادفی جهت آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. شکل ۴ قیمتهای واقعی نفت را به صورت ماهانه از ژانویه ۲۰۰۲ تا فوریه ۲۰۱۲ با رنگ قرمز و مقدار پیش بینی شده توسط شبکه عصبی را با رنگ آبی نمایش می دهد. محور افقی در شکل، زمان با واحد ماه است و محور عمودی مقدار $f_{net}(\alpha,\beta)$ با واحد دلار را نشان میدهد. ریشه میانگین مربعات خطای (RMSE) حاصل از پیش بینی ۱۰,۹۶ و تعداد دوره های یادگیری[3] جهت همگرایی وزنها در آزمایشات مختلف کمتر از ۱۰۰ بوده است. شکل ۵ نتایج بدست آمده در مقایسه با شبکه عصبی آموزش دیده شده با سری زمانی متشکل از ۱۰ قیمت دوره های قبلی را نشان می دهد که معرف آموزش مطلوب شبکه پیشنهادی بر اساس عرضه و تقاضی است به گونه ای که می توان از تابع شبکه عصبی آموزش دیده پیشنهادی (رابطه ۲) در تابع پیامد یک مدل بازی بهره برد.



شکل ۵- مقایسه نتایج بدست آمده از شبکه عصبی آموزش دیده با دنباله قیمتها و شبکه عصبی آموزش دیده بر اساس عرضه و تقاضا.

۴- مدل ارایه شده بر اساس تئوری بازیها

برای ارایه مدلی جهت تصمیم گیری اوپک برای تعیین سطح تولید با توجه به نیاز مصرف کننده وبر اساس پیش بینی قیمت نفت علاوه بر استفاده از شبکه عصبی نیاز به مدلهای ریاضی وجود دارد که به موضوع بهینه سازی تصمیم در شرایط رقابتی می پردازد. تئوری بازیها، بهینه سازی تصمیم در شرایط برخورد و شرایط نامعین است (نویدی و همکاران ۹۰). از اینرو استفاده از تئوری بازیها می تواند تحلیل تقابل را میسر سازد و در کنار شبکه عصبی به عنوان پیش بینی کننده، یک مدل ترکیبی را برای تحلیل تصمیم اوپک ارایه دهد.

شکل ۴ قیمتهای واقعی نفت را به صورت ماهانه از ژانویه ۲۰۰۲ تا فوریه ۲۰۱۲ با رنگ قرمز و مقدار پیش بینی شده توسط شبکه عصبی را با رنگ آبی نمایش می دهد. محور افقی در شکل، زمان با واحد ماه است و محور

[1] Levenberg-Marquardt
[2] Hagan and Menhaj
[3] Learning epochs

عمودی مقدار $f_{net}(\alpha,\beta)$ با واحد دلار را نشان میدهد. RMSE حاصل از پیش بینی ۱۰,۹۶ و تعداد دوره های یادگیری جهت همگرایی وزنها در آزمایشات مختلف کمتر از ۱۰۰ بوده است که معرف آموزش مطلوب شبکه می باشد به گونه ای که می توان از شبکه عصبی آموزش دیده در تابع پیامد یک مدل بازی بهره برد.

مدل پیشنهادی به شرح زیر است:

-مجموعه بازیکنان: {اوپک، ایالات متحده آمریکا}

-مجموعه تصمیمات: $\Delta\alpha$ میزان تغییر در تولید نفت برای اوپک و $\Delta\beta$ میزان تغییر در خرید نفت توسط ایالات متحده از اوپک است. چنانچه α_0 را میزان تولید جاری و β_0 را میزان خرید فعلی در نظر بگیریم. روابط زیر را داریم:

$$\Delta\alpha = \alpha - \alpha_0 \qquad (۳)$$

$$\Delta\beta = \beta - \beta_0 \qquad (۴)$$

بطوریکه α میزان تولید و β میزان خرید، تصمیم گیری شده به ترتیب توسط اوپک و آمریکاست.

-تابع پیامد: برای کشورهای اوپک $u_{opec}(\Delta\alpha,\Delta\beta)$ و برای ایالات متحده، $u_{usa}(\Delta\alpha,\Delta\beta)$ است که مطابق روابط زیر محاسبه می شوند.

$$u_{opec}(\Delta\alpha,\Delta\beta) = f_{net}(\alpha,\beta) - f_0 \qquad (۵)$$

$$u_{usa}(\Delta\alpha,\Delta\beta) = -u_{opec}(\Delta\alpha,\Delta\beta) \qquad (۶)$$

به طوریکه f_0 بهای فعلی نفت می باشد و $f_{net}(\alpha,\beta)$ تابع پیش بینی کننده قیمت نفت است که در بخش قبل توسط شبکه عصبی با یک مرحله آموزش بدست آمد. چنانچه اوپک، میزان تولید نفت خود را به α برساند و ایالات متحده میزان خرید خود را به β برساند آنگاه قیمت نفت با این تابع و پیامد حاصل برای بازیکنان از روابط ۵ و ۶ مشخص می شود.

مطابق پیوست ۱ در فوریه ۲۰۱۲، قیمت مشاهده شده نفت ۱۱۳,۸۵ بوده است. پس

$$f_0 = 113.85 \qquad (۷)$$

شکل ۶ مقادیر پیش بینی شده توسط تابع پیامد $u_{opec}(\Delta\alpha,\Delta\beta)$ را برای ماه بعد از فوریه ۲۰۱۲ بر اساس رنجی از تغییرات در تولید و خرید نشان می دهد. محور x میزان تغییر در عرضه نفت توسط اوپک یعنی همان $\Delta\alpha$ را نشان می دهد و محور y میزان تغییر در خرید نفت توسط ایالات متحده یعنی همان $\Delta\beta$ را نشان می دهد. محور z نیز بیانگر تغییر قیمت حاصل شده یعنی همان $u_{opec}(\Delta\alpha,\Delta\beta)$ است. واحد محور x هزار بشکه روزانه و واحد محور y هزار بشکه در ماه است و محور z بر حسب دلار محاسبه شده است.

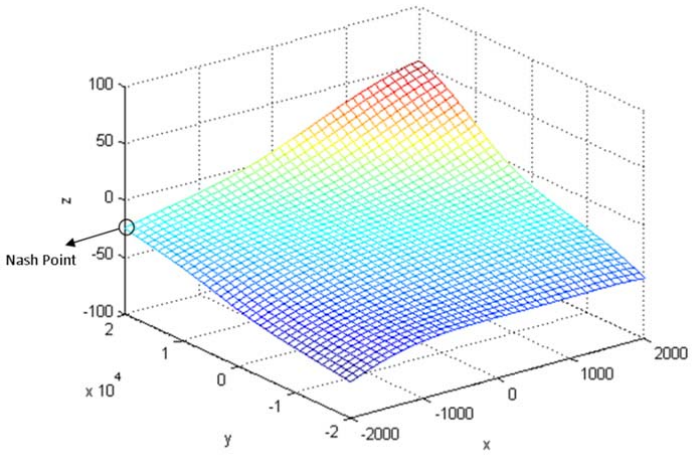
شکل ۶، تابع $u_{usa}(\Delta\alpha,\Delta\beta)$ ، پیامد بدست آمده برای ایالات متحده را نشان میدهد. از آنجا که در مدل بازی ارایه شده رابطه زیر بر قرار است پس مدل بازی، مجموع صفر می باشد.

$$u_{usa}(\Delta\alpha,\Delta\beta) + u_{opec}(\Delta\alpha,\Delta\beta) = 0 \qquad (۸)$$

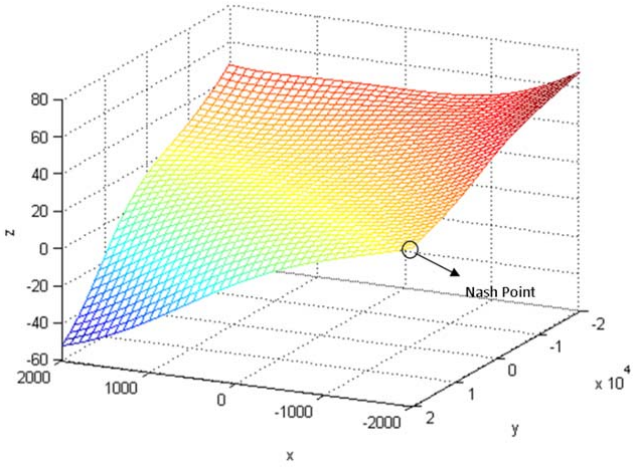
در یک بازی مجموع صفر، تعادل نش بازی نشان دهنده تصمیمات بهینه ایست که طرفین تمایل به انحراف از آن ندارند. در بازی پیشنهادی گوییم $(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*)$ یک تعادل نش است، اگر و تنها اگر روابط ۹و۱۰ برقرار باشد.

$$u_{opec}(\Delta\alpha^*,\Delta\beta^*) \geq u_{opec}(\Delta\alpha,\Delta\beta^*) \quad \forall\Delta\alpha \in [-A \quad A] \qquad (۹)$$

$$u_{usa}(\Delta\alpha^*,\Delta\beta^*) \geq u_{usa}(\Delta\alpha^*,\Delta\beta) \quad \forall\Delta\beta \in [-B \quad B] \qquad (۱۰)$$



شکل ۶- تابع پیامد اوپک، محور x تغییرات در سطح تولید اوپک را بر حسب هزار بشکه در روز نشان می دهد($\Delta\alpha$) و محور y تغییرات در سطح واردات ایالات متحده را بر حسب هزار بشکه در ماه نشان می دهد ($\Delta\beta$). محور z نیز مقدار پیامد حاصل برای اوپک، $u_{opec}(\Delta\alpha, \Delta\beta)$ می باشد که تغییرات قیمت نفت در هر بشکه بر حسب دلار را نشان می دهد.



شکل ۷- تابع پیامد ایالات متحده آمریکا، محور x تغییرات در سطح تولید اوپک را بر حسب هزار بشکه در روز نشان می دهد($\Delta\alpha$) و محور y تغییرات در سطح واردات ایالات متحده را بر حسب هزار بشکه در ماه نشان می دهد ($\Delta\beta$). محور z نیز مقدار پیامد حاصل برای آمریکا، $u_{usa}(\Delta\alpha, \Delta\beta)$ می باشد که منهای تغییرات قیمت نفت را نشان می دهد.

که درآنها، A سقف ممکن در افزایش تولید و B سقف میسر برای واردات ایالات متحده است. برای بدست آوردن تعادل نش می توان از الگوریتم مینیماکس و ماکسمین (نویدی و همکاران ۹۰) مطابق روابط ۱۱ و ۱۲ بهره برد.

$$(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*) = \arg\max_{\Delta\alpha}(\arg\min_{\Delta B}(u_{opec}(\Delta\alpha, \Delta\beta))) \quad (۱۱)$$

$$(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*) = \arg\min_{\Delta\beta}(\arg\max_{\Delta\alpha}(u_{opec}(\Delta\alpha, \Delta\beta))) \quad (۱۲)$$

اگر مقدار خروجی دو رابطه مساوی باشد، بازی با مقادیر $(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*)$ تعادل نش محض دارد (نویدی و

همکاران ۹۰). نقاطی که تعادل نش را می سازند تصمیمات بهینه هستند، تصمیماتی که هیچیک از طرفین تمایل به خروج از آن ندارند و انحراف از آن موجب ضرر هر کدام می گردد. تعادل نش حاصل از روابط ۱۱ و ۱۲ با استفاده از روشهای عددی در شکل ۶ و متناظر آن در شکل ۷ مشخص شده است. این نقطه (۲۰۰۰۰ $=\Delta\beta^{*}$,۲۰۰۰- $=\Delta\alpha^{*}$) می باشد و بدین معنی است که تصمیم بهینه کاهش تولید ۲۰۰۰- هزار بشکه در روز در مقابل افزایش ۲۰۰۰۰+ بشکه تقاضی ماهانه آمریکا است. از آنجا که داده های آموزش تا فوریه ۲۰۱۲ استفاده شده است، این مدل برای تصمیم گیری در مارس ۲۰۱۲ معتبر است و برای زمانهای دیگر باید مدل را با گذشته نزدیک به زمان تصمیم گیری بروز کرد و این موضوع شامل مقدار f_0 نیز می شود.

مطابق داده های جمع آوری شده در پیوست ۱، در مارس سال ۲۰۱۲ میزان واردات ایالات متحده از اوپک ۱۲۶۴۶۰ هزار بشکه بوده است که میزان افزایش ۱۶۶۱۹ واحدی را نسبت به ماه فوریه نشان می دهد (۱۶۶۱۹ $=\Delta\beta$). همانطور که مشاهده می شود. ایالات متحده میزان واردات را نزدیک به نقطه تعادل نش محاسبه شده برای آن یعنی ۲۰۰۰۰+ واحد، تنظیم کرده است. چنانچه اوپک تصمیمی به دور از تعادل محاسبه شده برای آن یعنی ۲۰۰۰- واحد اخذ نماید. از آنجا که خریدار امکان تغییر در میزان واردات را به شکل پویا تری انجام می دهد می تواند با تغییر واردات پیامد حاصل را به نفع خود تغییر دهد و موجب کاهش قیمت ها گردد.

۵- نتیجه گیری

در این تحقیق یک مدل چند مرحله ای ترکیبی برای تعیین بهینه سطح تولید اوپک بر اساس میزان واردات ایالات متحده آمریکا به عنوان یک مصرف کننده عمده ارایه شد و به صورت موردی برای تصمیم گیری در مارس ۲۰۱۲ مورد آزمایش قرار گرفت. مدل پیشنهادی می تواند در هر زمان بر اساس یادگیری رفتار های گذشته قیمت ها بهترین پیشنهادات را ارایه دهد. مراحل ایجاد مدل برای تصمیم گیری در زمان t بصورت زیر جمع بندی می شود.

۱) در ابتدا یک شبکه عصبی با اطلاعات اخذ شده از سطح تولید اوپک، سطح واردات مصرف کننده و قیمت نفت مشاهده شده، در بازه زمانی قبل از t آموزش داده می شود.
۲) شبکه عصبی آموزش دیده شده برای تشکیل یک تابع پیامد برای مدل بازی بین اوپک و مصرف کننده بکار گرفته می شود.
۳) در آخر نقاط تعادل نش بازی به عنوان بهینه ترین مجموعه تصمیم محاسبه می شود.

اوپک با خروج از تصمیم گیری بهینه، این فرصت را برای مصرف کننده ایجاد می کند که در کوتاه مدت با تنظیم واردات خود قیمت نفت را تا جای ممکن کاهش دهد و بدین ترتیب مقدار پیامد برای اوپک کاهش یافته و برای مصرف کننده افزایش می یابد. در حالیکه تصمیم گیری بهینه اوپک مصرف کننده را ملزم به رعایت انتخاب بهینه کرده چرا که با خروج از تصمیم بهینه توسط مصرف کننده، اوپک می تواند پیامد مصرف کننده را به حداقل ممکن برساند.

در این مقاله، جهت معرفی مدل پیشنهادی از ۲ متغییر موثر یعنی سطح عرضه و میزان تقاضای یک مصرف کننده عمده استفاده شد. اما پژوهش های بعدی در این راستا می تواند مرتبط با افزایش متغییر های دخیل در تصمیم گیری باشد. انتظار می رود با افزایش تعداد متغییر های دخیل بتوان دقت مدل پیشنهادی را افزایش داد. متغییرهای بیشتر می تواند سطح خرید مصرف کنندگان عمده دیگر مانند چین وهمچنین قیمت طلا و ارز را شامل شود که با افزایش ورودیهای شبکه عصبی و باز یادگیری آن میسر خواهد شد.

تقدیر و تشکر

این طرح با پشتیبانی معاونت محترم پژوهشی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تربت جام صورت گرفته است. نویسندگان از جناب دکتر خالقی معاونت محترم پژوهشی واحد جهت حمایت ها یشان تشکر و قدر دانی دارند.

پیوست ۱ - دیتاست جمع آوری شده به تفکیک سال و ماه

در هر ستون از هر ماه مقدا اول، سطح تولید روزانه اوپک را در آن ماه بر حسب هزار بشکه در روز نشان می دهد. مقدار دوم، میزان واردات ایالات متحده از اوپک را در آن ماه بر حسب هزار بشکه نشان می دهد و مقدار سوم، قیمت نفت دریافتی ایالات متحده در آن ماه را بر حسب دلار در هر بشکه نشان می دهد.

2002

DEC	NOV	OCT	SEP	AUG	JUL	JUN	MAY	APR	MAR	FEB	JAN
26111.99	27914.85	27835.43	27050.97	26219.95	26359.68	25779.97	26066.64	25198.71	26379.41	26156.73	26127.57
116979	126185	130847	116124	129169	119912	112889	123585	123248	136218	116627	138401
26.53	22.36	22.88	25.09	24.12	23.46	22.26	22.26	22.48	21.49	17.61	15.79

2003

DEC	NOV	OCT	SEP	AUG	JUL	JUN	MAY	APR	MAR	FEB	JAN
29378.09	28693.75	28658.67	28084.31	27636.89	27092.87	26959.16	27693.37	27656.97	28452.7	27822.12	26486.14
144143	141994	147365	143954	134761	127479	141661	156861	158355	151385	102824	120048
27.05	26.09	25.84	23.78	26.33	25.63	24.88	22.78	21.83	25.39	28.65	29.05

2004

DEC	NOV	OCT	SEP	AUG	JUL	JUN	MAY	APR	MAR	FEB	JAN

30973.19	152360	32.52		DEC	31860.1	146551	52.26		DEC	30970.25	142847	54.26		DEC	32261.51	
30760.46	153721	35.5		NOV	31930.28	139221	50.88		NOV	31043.45	139008	53.07		NOV	31570.73	
31268.46	155568	41.33		OCT	31989.31	136272	54.61		OCT	31435.18	148301	52.73		OCT	31720.84	
31235.96	145813	40.57		SEP	32366.7	128089	60.7		SEP	31636.33	152269	55.87		SEP	31539.08	
30715.96	172054	37.57		AUG	31953.05	151051	59.86		AUG	31989.21	152224	62.58		AUG	30894.17	
30888.73	159105	35.28	2005	JUL	31988.64	161661	53.46	2006	JUL	31857.9	147759	67.61	2007	JUL	30921	
30465.23	157889	32.46		JUN	31736.86	151415	51.11		JUN	31475.75	147038	64.69		JUN	30621.76	
29282.38	163424	34.43		MAY	31566.22	155640	44.44		MAY	31161.69	155304	65.31		MAY	30724.68	
29455.38	151502	31.56		APR	31677.66	149792	45.34		APR	31491.32	145651	65.06		APR	30859.96	
29477.38	160623	30.06		MAR	31547.97	144969	45.71		MAR	31463.35	138267	58.34		MAR	30626.84	
29582.38	130436	28.7		FEB	31347.31	141826	41.07		FEB	31621.42	133975	54.39		FEB	30576.41	
29625.83	142909	27.91		JAN	31206.78	151227	37.51		JAN	31573.34	143329	56.14		JAN	30662.37	

173645	86.61		DEC	31140	158079	35.79	DEC	30598.5	118867	72.48	DEC	31742.33	129565	
160234	87.15		NOV	31776.05	157275	45.61	NOV	30703.77	126841	73.6	NOV	31712.94	125446	
158645	82.1		OCT	32523.86	164698	62.77	OCT	30756.62	132576	70.54	OCT	31446.48	123596	
168255	75.3		SEP	32521.1	136474	89.61	SEP	30706.07	138770	65.91	SEP	31879.95	142338	
172227	68.86		AUG	32826.06	180570	108.99	AUG	30755.77	131202	67.65	AUG	31848.78	146528	
162987	72.04	2008	JUL	33018.17	173238	121.93	2009 JUL	30620.22	130920	63.25	2010 JUL	31800.79	149848	
165942	67.05		JUN	32660.32	166793	126.3	JUN	30357.12	129012	65.37	JUN	31779.73	149906	
168607	63.77		MAY	32535.14	170015	118.23	MAY	30242.44	122182	56.3	MAY	31138.46	146055	
158714	62.32		APR	32240.53	169800	108.19	APR	30186.7	131515	48.82	APR	31181.47	149120	
175622	57.79		MAR	32549.08	169679	99.9	MAR	30066.3	146132	45.75	MAR	31003.98	147492	
132690	53.84		FEB	32328.71	154198	91.87	FEB	30131.15	125508	39.71	FEB	30994.8	120045	
168991	50.92		JAN	32230.22	180906	85.51	JAN	30154.25	156000	37.61	JAN	30699.29	131788	

85.72											
80.95											
77.55											
73.24											
72.38											
72.16											
71.39											
70.45											
78.88											
75.83											
71.77											
73.42											

2011

DEC	NOV	OCT	SEP	AUG	JUL	JUN	MAY	APR	MAR	FEB	JAN
32605.6	32459.12	31656.52	31950.82	31900.47	31766.52	31519.88	30872.33	30858.68	30737.99	31887.9	32291.25
118302	116335	125350	120956	134028	142248	137226	132054	122095	128526	114157	139922
106.42	108.16	105.2	105.82	104.19	110.09	108.22	108.5	115.15	106.19	96.01	89.74

2012

MAR	FEB	JAN
--------	32767.86	32618.93
126460	109841	119620
--------	113.85	107.51

فهرست منابع

[۱] اصفهانیان، م.، ناصری، م. (۱۳۸۷). "ارایه یک مدل شبکه عصبی جها پیش بینی کوتاه مدت نفت خام." نشریه بین المللی علوم مهندسی دانشگاه علم و صنعت ایران، شماره ۱، جلد ۳۵، صص۲۷-۱۹.

[۲] صادقی، ح.، ذولفقاری ، م.، الهامی نژاد، م. (۱۳۹۰). "مقایسه عملکرد شبکه های عصبی و مدل ARIMA در مدل سازی و پیش بینی کوتاه مدت قیمت نفت خام اوپک (با تاکید بر انتظارات تطبیقی) ." فصل نامه مطالعات افتصاد انرژی، شماره ۲۸، صص ۴۷-۲۵.

[۳] فرجام فر، ا.، ناصری، م.، احمدی، س.م.م.، (۱۳۸۶). "پیش بینی قیمت نفت با دو روش ARIMA و شبکه های عصبی مصنوعی، فصل نامه پژوهش های اقتصادی ایران." سال نهم، شماره ۳۲، صص۱۸۳-۱۶۱.

[۴] مشیری، س.، فروتن، ف.، (۱۳۸۳). "آزمون آشوب پیش بینی قیمتهای آتی نفت خام." فصل نامه پژوهش های اقتصادی ایران، سال هشتم، شماره ۲۱، صص ۹۰-۶۷.

[۵] موسوی، س.ن.ا.، مختاری، ز.، فرج راده، ز.، (۱۳۸۹). "پیش بینی مصرف حامل های انرژی در بخش کشاورزی ایران با الگوهای ARCH وARIMA." فصل نامه مطالعات اقتصاد انرژی، سال هفتم، شماره ۲۷، صص ۱۹۵-۱۸۱.

[۶] نویدی، ح. ر. و همکاران (۱۳۹۰). " مدخلی بر نظریه بازیها." انتشارات دانشگاه شاهد.

[7] Anand A., Gulenc, D., Lartigue, J., (2010). “Forecasting Petroleum Prices.” Available: http://mysbfiles.stonybrook.edu/~abanand/Econometrics_Project.pdf

[8] Hagan, M. T. and M. B. Menhaj, (1994). “Training feedforward networks with the Marquardt algorithm,” IEEE Trans. Neural Netw., Vol. 5, No. 6, pp. 989–993.

[9] Hamilton J. D., (2008). “Understanding Crude Oil Prices, Policy and Economics.” University of California Energy Institute, UC Berkeley.

[10]He, S., Zou, Y., Quan, D., (2012). “Application of RBF Neural Network and ANFIS on the Prediction of Corrosion Rate of Pipeline Steel in Soil.” Recent Advances in Computer Science, Vol. 124, pp. 639-644.

[11]George, S. et al., (2012). “Forecasting the Prices of Credit Default Swaps of Greece by a Neuro-fuzzy Technique.” Technical University of Crete.

[12]Imad Haidar et al., (2008). “Forecasting Model for Crude Oil Prices Based on Artificial Neural Networks.” IEEE ISSNIP.

[13]Lotfi, E., & Navidi, H. (2012). “A Decision Support System for OPEC Oil Production Level based on Game Theory and ANN.” Advances in Computational Mathematics and its Applications, Vol. 2(1), pp. 253-258.

[14]Malliaris, A.G., Malliaris, M., (2009), “Time Series and Neural Networks Comparison on Gold, Oil and the Euro.” Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Atlanta, Georgia, USA.

[15]Mingming, T., (2012). “A multiple adaptive wavelet recurrent neural network model to analyze crude oil prices.” Journal of Economics and Business, 64(4): 275-286.

[16]Morana, C., (2001). “A semi parametric approach to short term oil price forecasting.” Energy Economics, Vol. 23, pp.325-388.

[17]Mustaffa, Z., Yusof, Y., (2011). “Optimizing LSSVM Using ABC For Non-Volatile Financial Prediction.” Australian Journal of Basic and Applied Sciences, Vol. 5(11), pp.549-556.

[18]Nashawi S, Malallah A, Al-Bisharah M, (2010). “Forecasting world crude oil production using multicyclic hubbert model, Energy Fuels.” Vol. 24, pp. 1788–1800.

[19]Sadorsky, P., (2002). “Time-varying risk premiums in petroleum futures prices Energy economics.” Vol. 24, pp.539–556.

[20]Schmidbauer H, Rösch A, (2009). “OPEC news announcements: Effects on oil price expectation and volatility.” in Proc. the 29th International Symposium on Forecasting, ISF09.

[21]Wang J., Pan H., (2012). ”Forecasting Crude Oil Price and Stock Price by Jump Stochastic Time Effective Neural Network Model.” Journal of Applied Mathematics, doi:10.1155/2012/646475.