نشریه مهندسی منابع معدنی
Journal of Mineral Resources Engineering
(JMRE)

دوره سوم، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۷، صفحه ۳۱ تا ۴۱
Vol. 3, No. 3, Autumn 2018, pp. 31-41

تخمین قیمت نفت خام اوپک با استفاده از روش‌های درخت دوتایی، سری زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی

بهروز لاری سمنانی[1*]، سیمین خلیلی[2]

۱- استادیار، گروه مدیریت، دانشگاه پیام نور، مرکز غرب تهران، تهران
۲- کارشناسی ارشد، گروه مدیریت، دانشگاه پیام نور، مرکز غرب تهران، تهران

(دریافت ۱۳۹۶/۰۸/۱۶، پذیرش ۱۳۹۷/۰۷/۱۷)

چکیده

قیمت نفت مهم‌ترین و تاثیرگذارترین پارامتر اقتصادی در فرایند ارزیابی پروژه‌های نفتی است. عدم قطعیت قیمت نفت متاثر از عواملی مانند مسائل سیاسی، میزان عرضه و تقاضا، پیشرفت تکنولوژی و نظایر آن‌ها می‌باشد به گونه‌ای که ارزیابی یک طرح نفتی بدون در نظر گرفتن این عدم قطعیت‌ها قابل اطمینان نبوده و در شرایطی موجب گمراهی ارزیابان، مدیران و صاحبان پروژه‌های نفتی می‌شود. برای رفع این مشکل محققان فراوانی سعی در ارائه مدل‌های نوین و هوشمند تخمین قیمت نفت با استفاده از روش‌های منطق فازی، شبکه‌های عصبی و غیره کرده‌اند. این روش‌ها علاوه بر دقت بالا موجب سهولت و تسریع در امر تخمین می‌شوند. در تحقیق حاضر نیز با توجه به اهمیت مساله پیش‌بینی قیمت نفت، داده‌های قیمت نفت خام اوپک در خلال سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۶ به صورت هفتگی جمع‌آوری شده و با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، توابع سری زمانی و درخت دوتایی مدل‌هایی برای تخمین آن ارائه شد. مقایسه نتایج بدست آمده از مدل سازی روند تغییرات قیمت نفت نشان داد که برآورد صورت گرفته توسط روش شبکه عصبی به واقعیت نزدیکتر است.

کلمات کلیدی

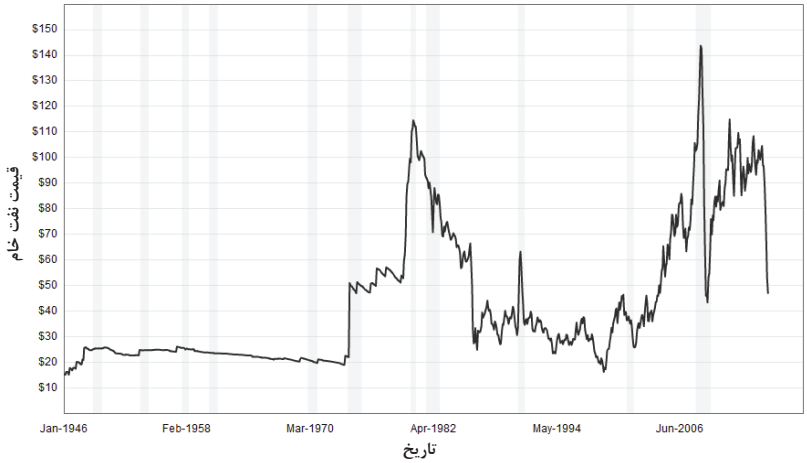
قیمت نفت، تخمین، شبکه عصبی مصنوعی، درخت دوتایی، سری زمانی.

[*] نویسنده مسئول و عهده دار مکاتبات **Email: bls@pnu.ac.ir**

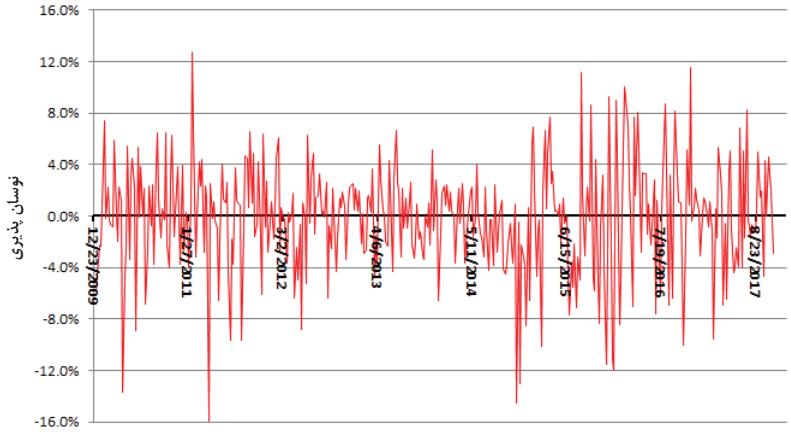
۱- مقدمه

امروزه نفت به عنوان یک کالای اقتصادی سیاسی نقش مهمی در تحولات جهان ایفـا می‌کند و تا زمانی که منبع انرژی دیگری یافت نشـود، هـمچنـان اثـرات دامنـه داری بـر اقتصاد جهان خواهد داشت و تقریباً تمام مصنوعات بشر در مراحلی از تولید تـا توزیـع از مصارف انرژی گرفته تا حمل و نقل، به آن وابسته‌اند. بر این اساس تغییرات قیمت نفت نقش بسزایی در هزینه‌های تمام‌شده محصولات گوناگون داشته و اطلاع از نحوه تغییرات آن می‌تواند در اخذ تصمیمات صحیح برای بکارگیری گزینه‌های مدیریتی در راستای توسعه و یا محدود کردن فعالیت‌های اقتصادی با اهمیت باشد. تغییرات شدید قیمت نفت خام، بخصوص در سال‌های اخیر موجب گردیده تا ابزارهای کلاسیک تخمین قیمت، توانایی تخمین تغییرات قیمت را نداشته باشند. از این رو محققان فراوانی سعی کرده‌اند تا با استفاده از ابزارهای هوشمند و کارآمد اقدام به پیش‌بینی قیمت نفت خام کنند. چیروما و همکاران مدلی را بر مبنای الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی برای تخمین قیمت نفت خام ارائه دادند. نتایج این تحقیق نشان می‌داد که مدل پیشنهادی نسبت به رگرسیون‌های خطی و غیر خطی تخمین دقیق‌تری را ارائه می‌دهد [۱]. ونگ و همکاران با استفاده از روش پیش‌بینی شبکه‌های نوسان داده‌ها (DFNPM) اقدام به پیش بینی قیمت نفت خام کردند. سپس مدل پیشنهادی را با مدل‌های ایجاد شده شبکه عصبی مصنوعی و تخمین خاکستری و سری زمانی ARMA مقایسه کردند. نتایج بدست آمده نشان داد که روش DFNPM نسبت به روش‌های دیگر از توانایی بالاتری برای تخمین قیمت نفت خام برخوردار است [۲]. گائو و لی ضمن برآورد قیمت نفت خام با استفاده از روش یادگیری رشته‌ای، نتایج حاصل را با نتایج بدست آمده از روش شبکه عصبی مقایسه کردند. در نهایت مشخص شد که روش پیشنهادی از دقت بالاتری برای تخمین قیمت نفت برخوردار است [۳]. ژانگ و همکاران قیمت نفت خام WTI را با استفاده از روش هیبریدی CEEMDAN-FNN-BELM پیش‌بینی کردند. در گام بعدی نتایج حاصل را با سایر روش‌های مشهور پیش بینی مانند LSSVR، ELM، ANN مقایسه کردند [۴]. ژائو و لی اقدام به تخمین عدم قطعیت قیمت نفت خام WTI با استفاده از مدل آموزش رشته‌ای پرداختند. به منظور بررسی کارآیی مدل ارائه شده، نتایج حاصل از این مدل با نتایج مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و تخمین ترکیبی مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان می‌داد که مدل آموزش رشته‌ای از قابیت تخمین بهتری برخوردار است [۵]. لیو و همکاران از مدل هیبریدی SARIMA-BP برای پیش‌بینی قیمت نفت استفاده کردند. مدل پیشنهادی آنها مبتنی بر داده‌های قیمت نفت بین سال‌های ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۶ بود. در نهایت نتایج یخمین سه مدل SARIMA-BP، SSVM، SARIMA با همدیگر مقایسه شدند. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که مدل SSVM بالاترین دقت پیش بینی را داشته و مدل SARIMA دارای پایین ترین دقت پیش بینی است. لذا مدل SSVM عملکرد بهتری برای پیش بینی قیمت نفت ارائه می‌کند [۶]. مطالعات فراوان صورت گرفته در خصوص تخمین قیمت نفت خام، بیانگر چالشی بودن این موضوع و دشواری این فرایند می‌باشد. شکل ۱ نمایی از تغییرات قیمت نفت خام اوپک را در خلال سال‌های ۱۹۴۶ تا ۲۰۱۷ نشان می‌دهد.

همانگونه که در شکل ۱ نیز مشخص است، قیمت نفت تا سال ۱۹۷۴ تغییرات نسبتا آرامی داشته است به گونه‌ای که تفاوت میان بیشترین و کمترین قیمت حدود ۵ دلار در هر بشکه است. این در حالی است که قیمت نفت در سال ۱۹۷۴ رشد ۳۰ دلاری داشته است. دومین رشد ناگهانی در سال ۱۹۷۹ اتفاق افتاد. در این سال هر بشکه نفت با قیمت ۱۱۴ دلار داد و ستد شد. پس از آن قیمت نفت با سقوط مواجه بود و در سال ۱۹۹۸ به کمترین میزان خود یعنی ۱۶ دلار در هر بشکه رسید. سپس افزایش قیمت نفت با نوسان همراه بود تا در سال ۲۰۰۸ به بالاترین مقدار خود در تاریخ یعنی ۱۵۰ دلار در هر بشکه رسید. در سال ۲۰۰۹ و در پی رکود جهانی قیمت نفت به شدت افت کرد و به ۴۳ دلار در هر بشکه کاهش یافت. پس از آن مشابه آنچه در سال‌های بعد از ۲۰۰۶ رخ داده بود قیمت نفت با نوسان شدید شروع به رشد کرد. در سال ۲۰۱۴ قیمت هر بشکه نفت ۱۰۴ دلار معامله شد. در انتهای سال ۲۰۱۴ به دلیل کاهش درخواست چین به عنوان یکی از بزرگترین واردکنندگان نفت و تولید بسیار زیاد عربستان به عنوان بزرگترین تولیدکننده نفت، شدیدترین شیب سقوط قیمت نفت رخ داد و در سال ۲۰۱۵ این قیمت به ۴۷ دلار در هر بشکه رسید. تغییرات قیمت نفت در طی سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۷ مدام در اطراف یک مقدار میانگین در نوسان بوده است. نمودار نوسان‌پذیری قیمت نفت در طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۸ در شکل ۲ نشان داده شده است. همانطور که در این شکل ملاحظه می‌شود، شدیدترین نوسانات



شکل ۱: روند تغییرات قیمت نفت تا سال ۲۰۱۷ [۷]



شکل ۲: نوسان پذیری قیمت نفت خام در طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۸ [۷]

قیمت نفت در فاصله سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۱ از ۱۶- تا ۱۴+ درصد بوده است.

با توجه به ضرورت بررسی روند تغییرات قیمت نفت خام، در مقاله حاضر سعی شده است تا با استفاده از روش‌های درخت دوتایی، توابع سری زمانی و شبکه عصبی مصنوعی، قیمت نفت خام اوپک تخمین زده شود.

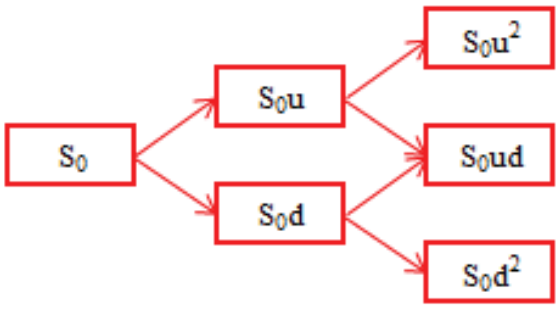
۲- روش کار

برای ساخت مدل تخمین تغییرات قیمت نفت خام اوپک، از داده‌های تاریخی آن در طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۶ که تغییرات ناگهانی بر قیمت نفت اثر نگذاشته، استفاده شده است. این داده‌ها به صورت هفتگی جمع‌آوری شدند. داده‌های مربوط به سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵ به عنوان داده‌های آموزشی و برای اعتبارسنجی مدل‌های ساخته شده از داده‌های مربوط به سال ۲۰۱۶ استفاده شده است. برای دستیابی به این هدف سه روش درخت دوتایی، توابع سری زمانی و شبکه عصبی مصنوعی به‌کار گرفته شده‌اند.

۲-۱- روش درخت دوتایی

مدل درخت دوتایی برای اولین بار توسط آقای Cox و همکارانش برای تخمین عدم قطعیت قیمت سهام ارایه شد [۸]. این روش یکی از مشهورترین روش‌ها برای بررسی رفتار تغییرات قیمت سهام به صورت ناپیوسته است. انعطاف‌پذیری، صحت و سرعت در محاسبه از جمله مزایای این روش است. درخت دو جمله‌ای از شاخه‌ها و گره‌های مختلف ساخته شده است. این ساختار تمامی مسیرهای ممکن را برای بررسی

تغییرات مجاز قیمت نفت خام در طول عمر پروژه مدل می‌کند. هر گره بیانگر قیمت نفت خام در زمان مخصوصی است. شکل ۳ نمایی از یک درخت دو جمله‌ای را نمایش می‌دهد. هر لایه در این شکل از تعدادی گره تشکیل شده است.



شکل ۳: نمایش یک درخت دوتایی با دو دوره زمانی

در هر لایه تعداد گره‌ها برابر با شماره لایه به اضافه یک است. هر شاخه یا مسیر در درخت ارزش‌گذاری دو جمله‌ای بیانگر مسیری ممکن از یک گره به گره‌ای در لایه بعدی است و هر یک از این شاخه‌ها دارای احتمال و آهنگ افزایش یا کاهش گره‌های مرتبط به خود است. احتمال تحقق شاخه‌های بالا رونده p_r و احتمال تحقق شاخه‌های پایین رونده $1-p_r$ است. ارزش هر گره نیز در صورتی که متصل به شاخه بالا رونده باشد از حاصل‌ضرب ارزش گره لایه قبلی در u به‌دست می‌آید. به صورت مشابه ارزش گره‌های متصل به شاخه‌های پایین رونده از حاصل‌ضرب ارزش گره لایه قبل در d محاسبه می‌شود. به عنوان مثال اگر ارزش گره در لایه صفر شکل ۲، S_0 باشد، ارزش گره متصل به شاخه بالا رونده S_0u و احتمال آن p_r است و ارزش گره متصل به شاخه پایین رونده S_0d و احتمال وقوع $1-p_r$ است. مقادیر u، d و p_r با استفاده از روابط زیر محاسبه می‌شوند.

$$u = e^{\sigma\sqrt{\delta t}} \qquad (۱)$$

$$d = e^{-\sigma\sqrt{\delta t}} = 1/u \qquad (۲)$$

$$p_r = \frac{(1+rf)-d}{u-d} \qquad (۳)$$

که در آن:

u: آهنگ افزایش ارزش هر گره

d: آهنگ کاهش ارزش هر گره

T: عمر پروژه بر حسب سال

N: تعداد دوره‌های زمانی درخت دوجمله‌ای

p_r: احتمال وقوع شاخه بالا رونده

rf: آهنگ بدون ریسک

σ: نوسان‌پذیری ارزش عدم قطعیت مورد نظر است و با استفاده از داده‌های تاریخی قابل محاسبه است.

۲-۲- روش سری زمانی

سری‌های زمانی مشاهداتی‌اند که در طول زمان جمع‌آوری می‌شوند. فراوانی چنین مشاهداتی تحلیل سری‌های زمانی را به یکی از کاربردی‌ترین شاخه‌های علم آمار تبدیل کرده است. مهم‌ترین هدف از تحلیل یک سری زمانی پیش‌بینی مقادیر آینده عناصر تشکیل‌دهنده آن است. توابع AR، MA و BMMR از جمله معروف‌ترین توابع سری‌های زمانی‌اند که در ادامه تشریح شده‌اند [۹].

۲-۲-۱- مدل AR

مدل AR یکی از متداول‌ترین مدل‌های مورد استفاده در سری‌های زمانی است که بر روی جملات خود عمل رگرسیون‌گیری را اعمال می‌کند و البته این رگرسیون‌گیری روی مقادیر سری‌های زمانی ایستا و ناایستا کاربرد دارد که بسته به نوع مرتبه آن‌ها، به دو دسته، مدل AR1 (مرتبه اول) و مدل AR2 (مرتبه دوم) تقسیم می‌شوند. ساختار اصلی این مدل در رابطه (۴) آورده شده است.

$$x_t = \mu + a_1\left(x_{t-1} - \mu\right) + \varepsilon_t \qquad (۴)$$

که در آن:

x: متغیر سری زمانی

μ: میانگین فرآیند سری زمانی

a_1: ضرایب و پارامترهای مدل AR

ε_t: میزان خطا است.

۲-۲-۲- مدل MA

میانگین متحرک شاخصی برای مشاهده و بررسی میزان تغییرات قیمت است. سرمایه‌گذاران معدنی معمولا، زمانیکه پیش‌بینی‌ها نشان دهد که قیمت ماده معدنی بیشتر از میانگین متحرک خواهد شد آن را خریداری و در زمان‌هایی که قیمت آن، کمتر از میانگین متحرک باشد اقدام به فروش ماده معدنی

می‌کنند. میانگین متحرک، به‌سادگی با جمع کردن قیمت روزانه ماده معدنی، در طول n روز و تقسیم این مجموع بر عدد n به‌دست می‌آید. مدل MA با مرتبه q را می‌توان به صورت رابطه (۵) نشان داد.

$$x_t = \mu + b_1\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (۵)$$

که در آن:

x: متغیر سری زمانی

μ: میانگین فرآیند سری زمانی

b1: ضرایب و پارامترهای مدل MA

ε: میزان خطا است.

۲-۲-۳- مدل BMMR

این مدل از ترکیب مدل‌های حرکت براونی و بازگشت به میانگین مدل BMMR ایجاد می‌شود و از رابطه (۶) قابل محاسبه است.

$$x_t = \left[\mu + e^{-\alpha}\left(x_{t-1} - \mu\right)\right] + N_t\sigma\sqrt{\frac{1-e^{-2\alpha}}{2\alpha}} \qquad (۶)$$

که در آن:

x: متغیر سری زمانی

μ: میانگین فرآیند سری زمانی

α: پارامتر سرعت بازگشت به میانگین

σ: نوسان‌پذیری

N:عددی تصادفی بین صفر و یک است.

فرض می‌شود که متغیری مانند x، متغیری تصادفی باشد، آنگاه x فرآیند تصادفی حرکت براونی هندسی را طی می‌کند اگر:

$$dx = axdt + \sigma xdz \qquad (۷)$$

$$dz = \varepsilon_t\sqrt{dt} \qquad (۸)$$

که در آن:

t: زمان

dt: تغییرات جزیی زمان

α: متغیر مربوط به روند قطعیت‌پذیری فرآیند تصادفی

σ: واریانس نوسانات متغیر تصادفی X است که در طی زمان ثابت باقی می‌ماند

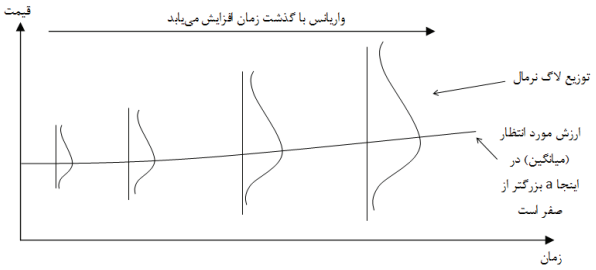
dz: تغییرات جزیی متغیر تصادفی z(t) است

ε: متغیری تصادفی دارای تابع توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس ۱ است.

مدل هندسی براونی برای متغیرهایی مناسب است که حرکت تصادفی آن‌ها را می‌توان به دو بخش تقسیم کرد:

- بخش قطعیت‌پذیر که بیان‌کننده رشد میانگین متغیر تصادفی در زمانی معین است.
- بخش تصادفی که توزیع لاگ نرمال دارد.

حرکت براونی هندسی فرآیندی پویا است و نوعی از فرآیند قدم زدن تصادفی محسوب می‌شود. متغیر دارای حرکت براونی هندسی در زمان آینده توزیع لاگ نرمال دارد که واریانس آن با افزایش زمان افزایش و میانگین و یا روند آن با افزایش زمان به طور پیوسته افزایش یا کاهش می‌یابد (شکل ۴).



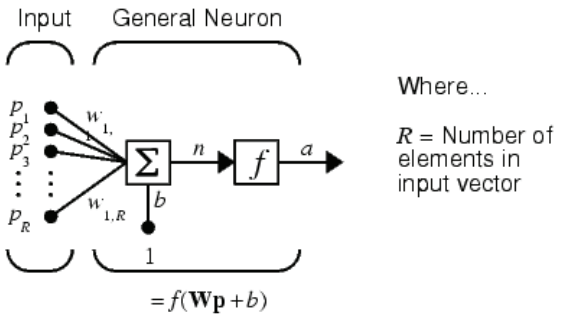
شکل ۴: نمودار فرایند حرکت براونی هندسی [۹]

۲-۳- روش شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های محاسباتی‌اند که برای شبیه‌سازی شبکه سلول‌های عصبی مغز موجودات زنده به کار می‌روند. یک شبکه عصبی از تعدادی نرون که در لایه‌های متوالی قرار گرفته‌اند، تشکیل شده است. کار با هر شبکه عصبی شامل سه مرحله آموزش، تعمیم و اجرا است. در مرحله آموزش، شبکه، الگوهای موجود در داده‌های ورودی را یاد می‌گیرد. هر شبکه عصبی برای یادگیری از قانون خاصی استفاده می‌کند. تعمیم، قدرت شبکه عصبی در ایجاد پاسخ‌های قابل قبول برای ورودی‌هایی است که عضو مجموعه سری آموزشی نبوده‌اند. در مرحله اجرا نیز شبکه عصبی برای عملکردی که به آن منظور طراحی شده است، استفاده می‌شود. در شکل ۵، یک شبکه ساده با تغذیه پیشرو با m ورودی نشان داده شده است [۱۰].

به هر ورودی با یک ضریب وزنی مناسب(W) وزن داده می‌شود، این وزن‌ها ابتدا به صورت تصادفی مقداردهی و در طول فرآیند یادگیری با کاهش دادن میزان خطای شبکه اصلاح و مقادیر نهایی آن‌ها تعیین می‌شود. مجموع ورودی‌های

داده شده و بایاس، ورودی تابع محرک f را تشکیل می‌دهند. برای ایجاد خروجی مورد نظر می‌توان از توابع انتقال مانند تابع Logsig (سیگموئید) و Purelin (خطی) استفاده کرد.



شکل ۵: ساختار یک شبکه عصبی با تغذیه پیشرو [۱۰]

۳- پیش‌بینی قیمت نفت خام اوپک

برای استفاده و بررسی کارآیی روش‌های ارایه شده در فرآیند پیش‌بینی قیمت نفت، از داده‌های تاریخی قیمت نفت خام اوپک در خلال سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۶ و به صورت هفتگی استفاده شده است (شکل ۶). در این راستا در گام نخست سه سناریوی زیر مدنظر قرار گرفت و در نهایت نتایج تخمین‌ها با یکدیگر مقایسه شد. برای دستیابی به این هدف همانطور که پیشتر نیز اشاره شد، داده‌های مربوط به سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵ به عنوان داده‌های آموزشی و برای اعتبارسنجی مدل‌های ساخته شده از داده‌های مربوط به سال ۲۰۱۶ استفاده شده است.

شکل ۶: تغییرات قیمت نفت خام اوپک در طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۶ [۷]

- سناریو اول: پیش‌بینی قیمت نفت خام اوپک با استفاده از روش درخت دوتایی
- سناریو دوم: پیش‌بینی قیمت نفت خام اوپک با استفاده از روش سری زمانی
- سناریو سوم: پیش‌بینی قیمت نفت خام اوپک با استفاده از روش شبکه‌های عصبی

۳-۱- سناریو اول: تخمین قیمت نفت خام اوپک با استفاده از روش درخت دوتایی

با استفاده از داده‌های قیمت نفت خام اوپک در طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵ و روابط (۱) تا (۳)، پارامترهای مورد نیاز برای ساخت درخت دوتایی نفت خام اوپک طبق جدول ۱ محاسبه می‌شود. همانطور که ملاحظه می‌شود، نوسان‌پذیری قیمت نفت در این بازه چندان زیاد نیست و این مساله بیانگر آن است که قیمت نفت همواره تمایل به بازگشت به حالت میانگین خود دارد.

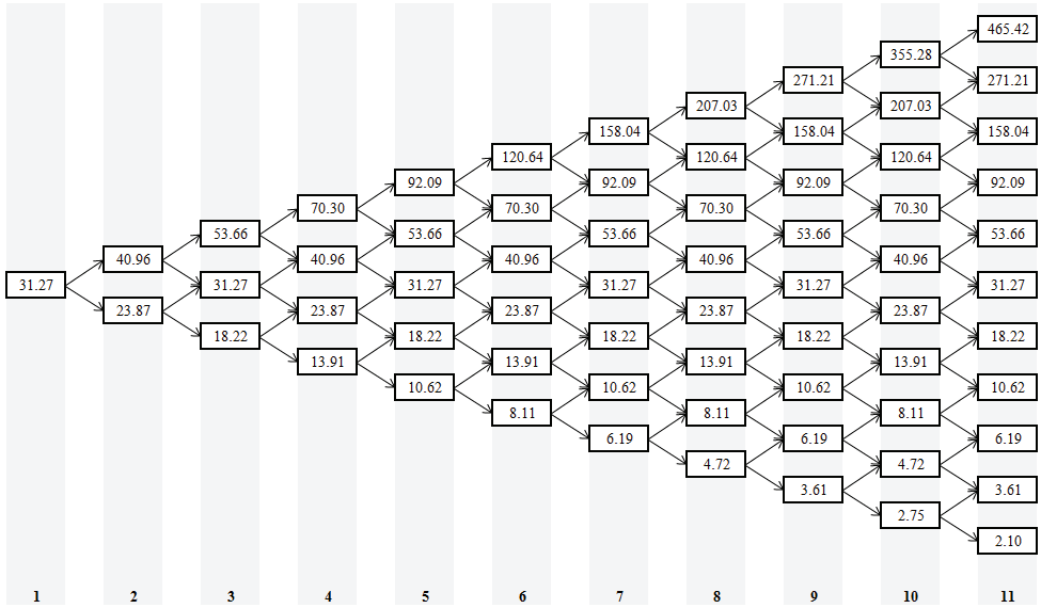
جدول ۱: پارامترهای مورد نیاز برای ساخت درخت دوتایی

	نوسان پذیری	ضریب افزایشی	ضریب کاهشی	نرخ بدون ریسک	احتمال
نفت خام اوپک	٪ ۳٫۷۰	۱٫۳۱	۰٫۷۷	٪ ۱۰	۰٫۶۱

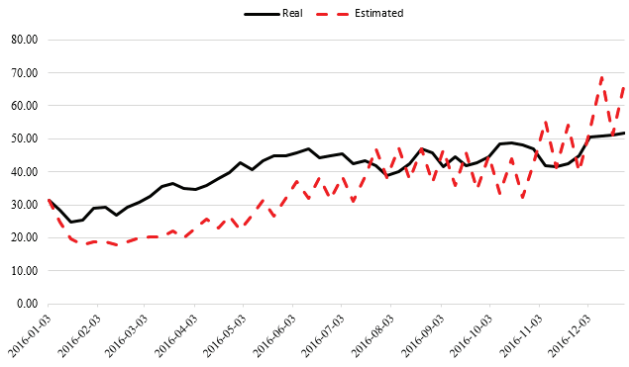
با توجه به اطلاعات موجود در جدول ۱، درخت دوتایی تغییرات قیمت نفت خام اوپک در سال ۲۰۱۶ ساخته می‌شود. درخت یادشده تغییرات قیمت نفت را طی سال ۲۰۱۶ و به صورت هفتگی پیش‌بینی می‌کند. به عنوان مثال گره‌های هفته دوم سال ۲۰۱۶ به ترتیب به صورت زیر محاسبه می‌شوند.

$$P_{2016\text{-}1} = 31.27 \times 1.31 = 40.96$$
$$P_{2016\text{-}2} = 31.27 \times 0.77 = 23.87$$

برای مثال، شکل ۷ تغییرات قیمت نفت خام را برای سه ماهه اول سال ۲۰۱۶ نشان می‌دهد. مقایسه قیمت واقعی نفت خام اوپک در سال ۲۰۱۶ با محتمل‌ترین قیمت پیش‌بینی شده به‌وسیله درخت دوتایی در شکل ۸ نمایش داده شده است.



شکل ۷: درخت دوتایی تغییرات قیمت نفت خام برای سه ماهه اول سال ۲۰۱۶



شکل ۸: مقایسه قیمت واقعی و پیش‌بینی شده نفت خام اوپک به‌وسیله درخت دوتایی

۳-۲- سناریو دوم: تخمین قیمت نفت خام اوپک با استفاده از روش سری زمانی

برای تعیین مناسب‌ترین سری زمانی برای تخمین قیمت نفت خام اوپک، توابع مختلف بر روی داده‌های قیمت سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵ برازش شد. جدول ۲ نتایج مدلسازی به‌وسیله مدل‌های مختلف سری‌زمانی را نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌شود، تابع BMMR و MA1 به ترتیب بهترین و بدترین تخمین را بر اساس معیارهای آکائیکه و بیزین ارایه کرده‌اند. در شکل ۹ نحوه تخمین تغییرات قیمت نفت خام اوپک به‌وسیله تابع BMMR نشان داده شده است. در شکل ۱۰ مقایسه میان قیمت تخمین زده شده و واقعی در سال

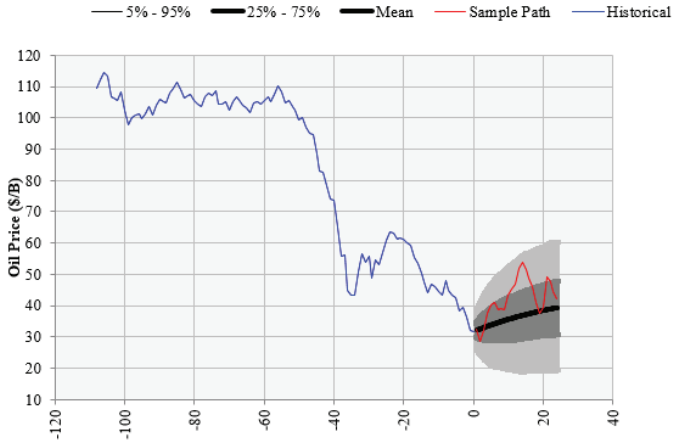
جدول ۲: مدلسازی با استفاده از مدل‌های سری زمانی

	BMMR	AR2	AR1	MA2	MA1
μ	67.11	78.80	78.80	78.80	78.80
σ	3.02	2.82	2.83	9.06	12.63
a_1	-	1.06	0.99	-	-
a_2	-	-0.072	-	-	-
b_1	-	-	-	0.92	0.90
b_2	-	-	-	0.80	-
α	0.006	-	-	-	-
Akaike (AIC)	1845	1846	1854	2658	2883
Bayesian (BIC)	1860	1862	1866	2673	2883
Rank	1	2	3	4	5

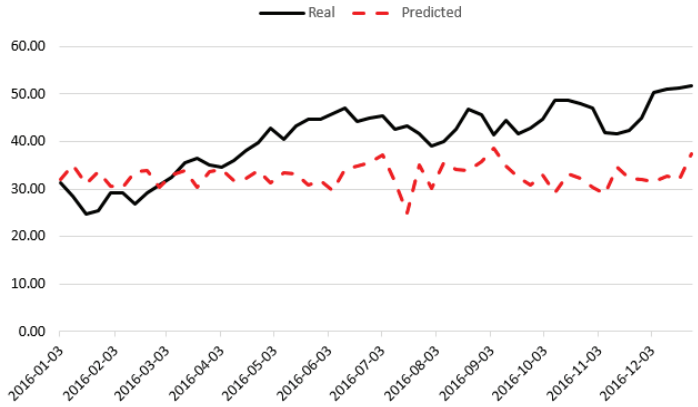
۲۰۱۶ نشان داده شده است.

۳-۳- سناریو سوم: تخمین قیمت نفت خام اوپک با استفاده از روش شبکه‌های عصبی

برای تخمین قیمت نفت خام با استفاده از روش شبکه‌های عصبی از الگوریتم پس‌انتشار خطا با الگوریتم آموزش با نظارت استفاده شد. برای رسیدن به ساختار مناسب‌ترین شبکه، شبکه‌های با تعداد لایه و نرون‌های میانی و توابع انتقال مختلف مورد آزمایش شد که نتایج مربوط به برخی از این شبکه‌ها در جدول ۲ ثبت شده است. با مقایسه داده‌های جداول یادشده برای تخمین قیمت نفت خام اوپک، شبکه سه لایه با یک لایه میانی دارای ۷ نرون (شماره ۴) و تابع انتقال LOGSIG انتخاب شد. شکل ۱۱ ضریب همبستگی داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده در حالت آموزش، اعتبارسنجی و آزمون را در



شکل ۹: تخمین قیمت نفت خام اوپک با استفاده از سری زمانی BMMR

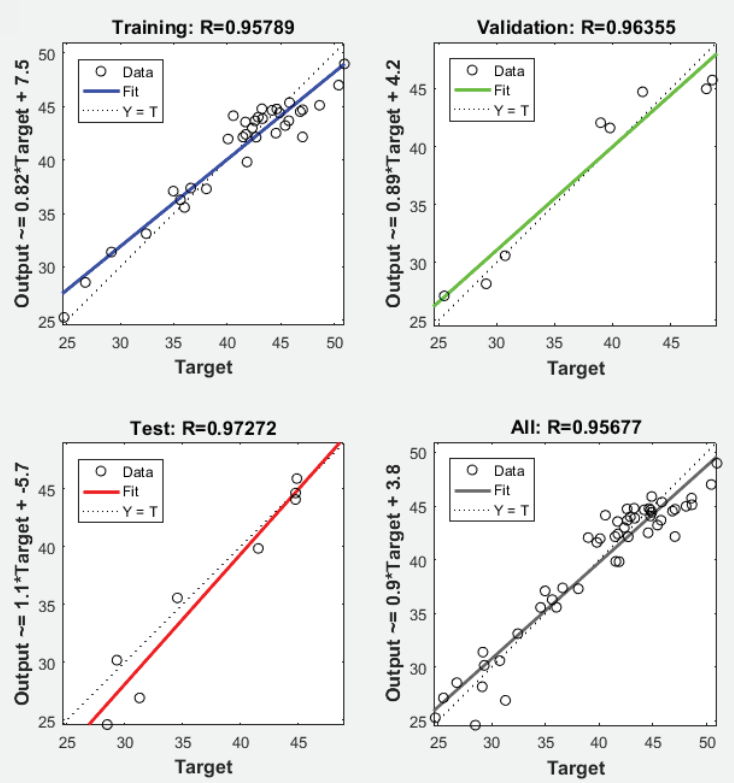


شکل ۱۰: مقایسه قیمت واقعی و پیش‌بینی شده نفت خام اوپک به‌وسیله سری زمانی

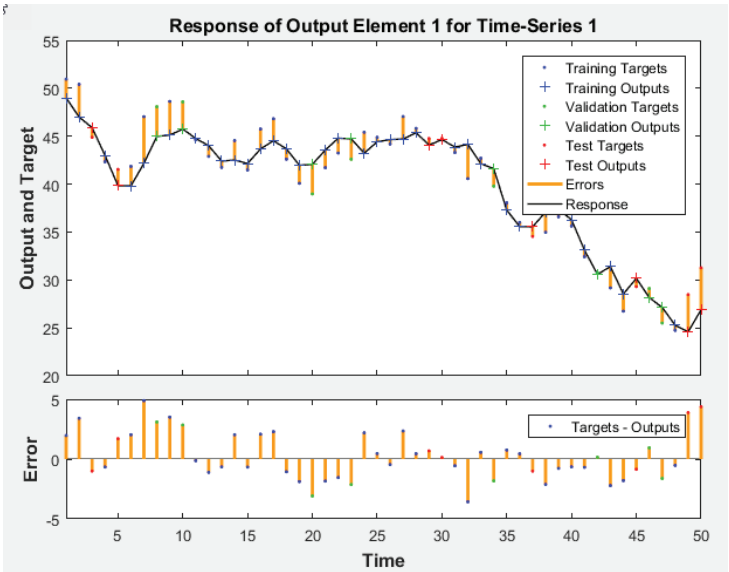
جدول ۳: نتایج حاصل از شبکه با توابع انتقال مختلف

شماره	ساختار شبکه	تابع انتقال	RMSE	R2
۱	۳-۲۵-۲۵-۱	LOGSIG-LOGSIG-LOGSIG-POSLIN (L-L-L-P)	۱۱٫۵	۰٫۶۷
۲	۳-۱۰-۲۵-۱	LOGSIG-LOGSIG-LOGSIG-POSLIN (L-L-L-P)	۸٫۶	۰٫۷۱
۳	۳-۵-۱	LOGSIG-TANSIG-POSLIN (L-L-P)	۷٫۴	۰٫۸۲
۴	۳-۷-۱	LOGSIG-LOGSIG-POSLIN (L-L-P)	۲٫۱	۰٫۹۷

شبکه عصبی بهینه نشان می‌دهد. در شکل ۱۲ نتایج حاصل از تخمین قیمت نفت اوپک در سال ۲۰۱۶ به‌وسیله شبکه بهینه تعیین شده نمایش داده شده است. همان طور که مشاهده می‌شود، خطای تخمین در تمامی موارد کمتر از ۴ دلار در هر بشکه است.



شکل ۱۱: ضریب همبستگی شبکه عصبی بهینه



شکل ۱۲: مدلسازی قیمت نفت خام اوپک

۴- اعتبارسنجی

مقایسه نتایج تخمین قیمت نفت اوپک با مقادیر واقعی آن به‌وسیله معیارهای مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی انجام گرفت که با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه‌اند. شکل ۱۳ نتایج حاصل از این مقایسه را نشان می‌دهد. همانگونه که در این شکل هم مشخص است، روش شبکه عصبی بیشترین ضریب همبستگی و کمترین میزان مجذور میانگین مربعات خطا را دارد. در حالیکه سری زمانی با بیشترین میزان خطا و کمترین درجه همبستگی نامناسب‌ترین تخمین را ارایه کرده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(x_{imes} - x_{ipred})^2}{\sum_{i=1}^{N}(x_{imes} - \bar{x})^2} \quad (۹)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}(X_{imes} - X_{ipred})^2} \quad (۱۰)$$

که در آن:

X_{imse}: مقدار واقعی

X_{ipred}: مقدار پیش‌بینی شده

$\bar{x}$: مقدار متوسط

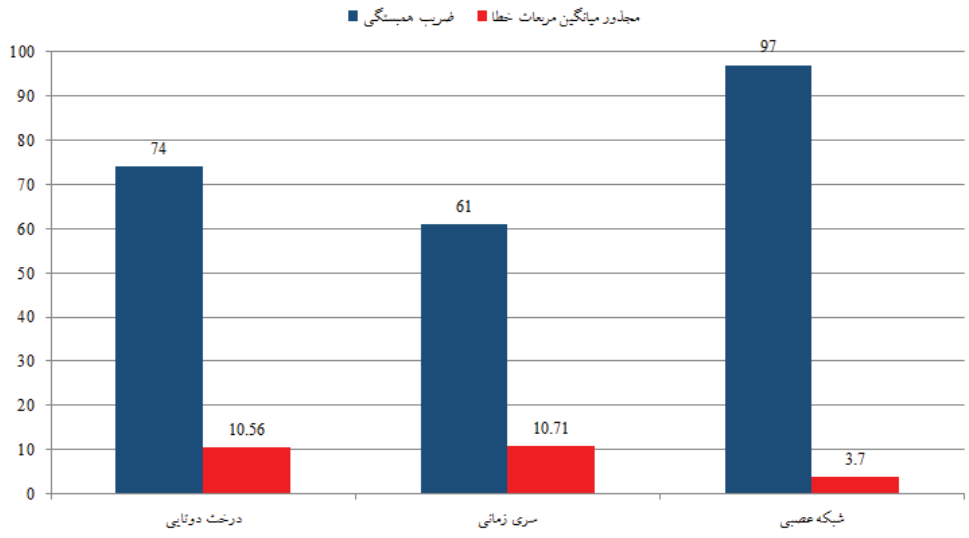
N: تعداد داده‌ها است.

همانگونه که از شکل ۱۳ مشخص است، بهترین تخمین مربوط به مدل پیشنهادی به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی بوده و سری زمانی ضعیف‌ترین تخمین را ارایه کرده است.

۵- نتیجه‌گیری

امروزه اهمیت و نقش نفت و فرآورده‌های نفتی در اقتصاد جهان بر هیچ‌کس پوشیده نیست. به‌گونه‌ای که بخش بزرگی از بودجه برخی کشورها نظیر ایران، ونزوئلا، کشورهای عرب حوزه خلیج فارس و نظایر آن را درآمد حاصل از فروش نفت خام تامین می‌کند. از سوی دیگر رشد اقتصادی برخی از کشورهای پیشرفته نظیر آمریکا، چین و نظایر آن به قیمت واردات نفت بستگی دارد. بنابراین پیش بینی قیمت نفت و درک صحیح از نحوه تغییرات آن در بازار ممکن است منجر به اخذ تصمیم‌گیری‌های درست در لحظات حساس شود. به همین دلیل همانگونه که در فصل دو نیز بیان شد محققان فراوانی سعی در بررسی روش‌های موجود تخمین قیمت نفت کرده‌اند و مدل‌هایی را نیز در این راستا پیشنهاد دادند. در مقاله حاضر نیز با توجه به اهمیت مساله پیش‌بینی قیمت نفت مدل‌هایی با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سری زمانی و درخت دوتایی ارایه شد و نتایج زیر حاصل شد.

- روش‌های درخت دوتایی، سری زمانی و شبکه عصبی مصنوعی ابزارهای کارآمدی برای تخمین عدم قطعیت متغیرهای مختلف نظیر قیمت نفت خام‌اند.
- تخمین قیمت نفت اوپک با استفاده از شبکه عصبی با ۶۴٫۹۶ درصد خطای کمتر نسبت به روش درخت دوتایی



شکل ۱۳: مقایسه نتایج حاصل از تخمین به‌وسیله مدل‌های مختلف

و ۴۵٫۶۵ درصد خطای کمتر نسبت به روش سری زمانی نتایج مطلوب‌تری را حاصل کرد.

- مقایسه نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی مصنوعی بهترین تخمین را از داده‌های نفت ارایه کرده است و پس از آن روش‌های درخت دوتایی و سری زمانی در رده‌های بعدی قرار دارند.

۶- مراجع

[1] Chiromaa, H., Abdulkareema, S., and Herawanb, T. (2015). "*Evolutionary Neural Network model for West Texas Intermediate crude oil price prediction*". Applied Energy, 142: 266–273.

[2] Cox, J. C., Ross, S. A., and Rubinstein, M. (1979). *"Option Pricing: A Simplified Approac"*. Journal of Financial Economics, 7: 229-263.

[3] Gao, S., and Lei, Y. (2017). "*A new approach for crude oil price prediction based on stream learning*". Geoscience Frontiers, 8: 183-187.

[4] Luo, H., Liu, X., and Wang, S. (2017). "*Based on SARIMA-BP hybrid model and SSVM model of international crude oil price prediction research*". ANZIAM journal, 58: 143-161.

[5] Wang, M., Tian, L., and Zhou, P. (2018). "*A novel approach for oil price forecasting based on data fluctuation network*". Energy Economics, 71: 201-212.

[6] www.infomine.com/opec price, Comprehensive information on mining, the mining industry, mining technology and mineral exploration, the price and cost of the metals or mining activities.

[7] Zhang, W., Yin, M., and Luo, N. (2016). "*Forecasting Crude Oil Price Using a Hybrid Model by Bidirectional Extreme Learning Machine*". Transylvanian Review, 24: 140-148.

[8] Zhao, Y., Li, J., and Yu, L. (2017). "*A deep learning ensemble approach for crude oil price forecasting*". Energy Economics, 66: 9-16.

[۹] نیرومند، ح. ع.؛ ۱۳۸۹؛ "**تجزیه وتحلیل سری‌های‌زمانی**". دانشگاه فردوسی مشهد، ص ۴۰۸.

[۱۰] منهاج، م.؛ ۱۳۷۳؛ "**مبانی شبکه‌های عصبی**". انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران، ص ۷۱۶.