

تخمین و پیش‌بینی روند قیمتی نفت خام های شاخص با استفاده از رویکرد ماشین بردار پشتیبان و مدل خودرگرسیون

متین توتونی^۱، مجید میرزایی قزانی^۲، سید بابک ابراهیمی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی تهران (نویسنده مسئول)

۲- استادیار دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی تهران،

۳- استادیار دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی تهران.

چکیده

نفت خام از مهم‌ترین کالاهای استراتژیک در اقتصاد جهانی است؛ از این‌رو، پژوهشگران اقتصادی و سیاست‌گذاران همواره درصدد می‌باشند تا پیش‌بینی صحیحی از قیمت نفت ارائه نمایند. تاکنون پژوهش‌های مختلفی در زمینه پیش‌بینی قیمت نفت و همچنین نوسانات آن انجام گرفته است. در تحقیقات قبلی از مدل‌های سری زمانی نظیر مدل خود رگرسیونی با میانگین متحرک و یا مدل واریانس ناهمسانی شرطی خود رگرسیو تعمیم‌یافته استفاده می‌شد. با ابداع روش‌های غیرکلاسیک هم‌چون تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین کاربرد روش‌های کلاسیک رفته رفته کم‌رنگ گردید. روش ماشین بردار پشتیبان^۱ از تکنیک‌های به‌روز یادگیری ماشین، دارای ویژگی‌های برجسته‌ای مانند ساده بودن تعبیر هندسی آن، رسیدن به یک جواب عمومی و یکتا و توانایی مدل‌سازی توابع غیرخطی می‌باشد. در این پژوهش، قیمت نفت برنت^۲ دریای شمال و همچنین نفت وست تگزاس آمریکا^۳ مورد پیش‌بینی قرار گرفته است. قیمت این نفت خام های شاخص، با استفاده از دو روش خود رگرسیونی با میانگین متحرک و ماشین بردار پشتیبان مورد بررسی و نتایج با استفاده از دو معیار میانگین مجذور مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. در پایان تحقیق، روش خود رگرسیونی با میانگین متحرک به عنوان مطلوب‌ترین روش برای پیش‌بینی قیمت نفت خام های شاخص پیشنهاد می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، قیمت نفت خام، ماشین بردار پشتیبان، مدل ARMA، نفت برنت، نفت WTI

^۱Support Vector Machine (SVM)

^۲Brent

^۳West Texas Intermediate (WTI)

۱. مقدمه

عمل پیش‌بینی در واقع یک برآورد کمی راجع به احتمال وقایع ناشناخته و نامعلوم آینده خواهد بود که با توجه به اطلاعات حال و گذشته صورت می‌گیرد. [۱] از آنجاکه پیش‌بینی وقایع آینده در فرآیند تصمیم‌گیری نقش عمده‌ای ایفا می‌کند، لذا برای بسیاری از سازمان‌ها، افراد و نهادها دارای اهمیت فوق‌العاده‌ای است، به‌گونه‌ای که هر سازمانی برای تصمیم‌گیری آگاهانه بایستی قادر به پیش‌بینی مناسب آینده باشد.

نفت خام به عنوان یکی از مهم‌ترین کالاهای استراتژیک در اقتصاد جهانی، در تعیین معاملات منطقه‌ای و بین‌المللی نقش بسزایی دارد. از این‌رو، پژوهشگران اقتصادی و سیاست‌گذاران همواره درصدد می‌باشند تا پیش‌بینی صحیحی از قیمت نفت نمایند. هم‌چنین، از آنجایی‌که در اکثر کشورهای صادرکننده نفت در جهان سوم، درآمدهای نفتی بیش از ۸۰ درصد از دریافتی‌های ارزی و یا درآمدهای دولت را تشکیل می‌دهد؛ لذا به نظر کارشناسان اقتصادی، متغیر کلیدی مهمی در عملکرد اقتصادی به شمار می‌آید. به‌طور ویژه در کشور عزیزمان ایران که یکی از بزرگ‌ترین تولیدکنندگان نفت در جهان می‌باشد؛ قیمت این ماده استراتژیک نقش بسزایی در اقتصاد ایفا می‌کند. نوسانات زیاد درآمدهای نفتی ایران و تأثیر مستقیم آن بر تولید ناخالص داخلی کشور، باعث ایجاد بی‌ثباتی و نا اطمینانی در تولید ناخالص داخلی گردیده است. در همین راستا دولت و سازمان‌های مربوطه، برای دستیابی به چارچوبی قابل‌اطمینان در برنامه‌ریزی و سیاست‌گذاری، نسبت به طراحی، ساخت و به‌کارگیری مدل‌هایی برای بررسی بازار انرژی اقدام می‌کنند. لذا با توجه به شیوه‌های قیمت‌گذاری و اهمیت نفت در بودجه، بایستی عوامل تأثیرگذار بر هر یک از بازارها شناخته شود تا بتوان پیش‌بینی دقیق‌تری از قیمت‌های آتی نفت انجام داد.

پیش‌بینی مناسب قیمت نفت و نوسانات آن کمک شایانی به برنامه‌ریزی و سیاست‌گذاری‌های اقتصادی کشور خواهد نمود. هرچه این پیش‌بینی دقیق‌تر باشد، امکان دسترسی به بازدهی بیشتر در مواقع بحران بهتر خواهد بود. در سال‌های اخیر روش‌های ماشین بردار پشتیبان با توجه به سهولت محاسبه و دقت بالا بیشتر موردعنايت پژوهشگران حوزه پیش‌بینی قیمت نفت بوده است. به همین علت در این پژوهش به پیش‌بینی قیمت نفت‌های شاخص با روش ماشین بردار پشتیبان پرداخته‌ایم. تخمین و پیش‌بینی قیمت نفت عمدتاً برای سه گروه کاربرد فراوانی دارد؛ گروه اول سیاست‌گذاران دولتی در کشورهای صادرکننده که برنامه‌ریزی بودجه خود را بر اساس قیمت آتی نفت انجام می‌دهند. گروه دوم سرمایه‌گذاران خرد و کلان که برای یک سرمایه‌گذاری مطلوب نیازمند یک پیش‌بینی نزدیک به واقعیت از قیمت نفت می‌باشند؛ و گروه سوم محققانی که در این زمینه مطالعات انجام می‌دهند.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در گذشته تحقیقات زیادی در زمینه پیش‌بینی قیمت نفت انجام شده و روش‌های بدیعی توسط محققان ارائه گردیده است. لیو^۴ (۱۹۹۱) از تکنیک باکس جنکینز برای مطالعه ارتباط پویا میان قیمت نفت خام ایالات‌متحده و قیمت گازوئیل پرداخت. [۲] کومار^۵ (۱۹۹۲) برای نخستین بار مدل‌های سری زمانی را در بحث پیش‌بینی قیمت نفت خام وارد نمود. [۳] پس از او، فرناندز^۶ (۲۰۰۵) به مقایسه مدل خود رگرسیون با میانگین متحرک^۷ و شبکه‌های عصبی پرداخت؛ هم‌چنین عماد

^۴Liu^۵Komur^۶Fernandez^۷AutoRegressive Moving Average (ARMA)

حیدر^۸ (۲۰۰۹) مدل‌های ARMA را با مدل‌های واریانس ناهمسانی شرطی خود رگرسیو تعمیم یافته^۹ در پیش‌بینی قیمت نفت مقایسه کرد. نتایج نشان داد که مدل GARCH برآورد بهتری ارائه می‌کند. [۴] پیندایک^{۱۰} (۱۹۹۴) رفتار بلندمدت قیمت نفت خام آمریکا را در چارچوب فرآیند تصادفی بررسی نموده و به تبیین مدل رفتار بلندمدت قیمت نفت خام و سازگاری مدل با آمار و ارقام واقعی نفت پرداخته است. [۵] یوسفی و ویرجانتو^{۱۱} (۲۰۰۴)، به بررسی یک روش تجربی برای تعیین چگونگی شکل‌گیری قیمت نفت خام جهت شناسایی عکس‌العمل کشورهای عضو اوپک به تغییرات نرخ دلار در مقابل سایر ارزهای اصلی و قیمت‌های سایر اعضا، پرداخته‌اند. در این مقاله با استفاده از روش رگرسیون گشتاورهای تعمیم یافته^{۱۲} اثر نوسانات نرخ دلار آمریکا بر روی شکل‌گیری قیمت نفت اوپک سنجیده شده است. [۶]

آرجومان^{۱۳} (۲۰۰۵)، عملکرد مدل GARCH را در پیش‌بینی بی‌ثباتی نرخ ارز برخی کشورهای در حال توسعه بررسی کرده و نشان داده است که مدل‌های GARCH غیرخطی بهتر از مدل‌های GARCH خطی در پیش‌بینی بی‌ثباتی نرخ ارز عمل می‌کنند. [۷] آلبرگ و همکاران^{۱۴} (۲۰۰۸)، یک مقایسه‌ی تجربی برای مدل‌های مختلف GARCH انجام داده‌اند. [۸] علاوه بر این روش‌ها، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان اولین بار توسط وپنیک^{۱۵} در سال ۱۹۹۵ معرفی شد و برگس^{۱۶} (۱۹۹۸) به توانایی‌های فوق‌العاده این روش در پیش‌بینی پی برد. [۹] پس از مطالعه برگس، محققان دیگری به استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان در دسته‌بندی و پیش‌بینی پرداختند. برای مثال هاو و یو^{۱۷} (۲۰۰۶)، از این تکنیک در پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس شانگهای استفاده کرده‌اند. [۱۰] چن و همکاران^{۱۸} (۲۰۰۶)، ماشین بردار پشتیبان را با شبکه‌ی عصبی مصنوعی در پیش‌بینی شش بازار بورس مهم آسیا مقایسه کرده‌اند. نتایج آن‌ها نشان‌دهنده‌ی عملکرد بهتر روش ماشین بردار پشتیبان نسبت به شبکه‌ی عصبی، در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی است. [۱۱]

تکاز^{۱۹} (۲۰۰۱) دقت پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی بخش صنعت در کانادا را با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی و ARIMA مورد مقایسه قرار داد. نتایج نشان داد که مدل ARIMA برتری بیشتری در مقایسه با مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی دارد. [۱۲]

^۸ImadHaidar

^۹Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

^{۱۰}Pindyck

^{۱۱}Yousefi and Wirjanto

^{۱۲}Generalized Momentum Method (GMM)

^{۱۳}Arjuman

^{۱۴}Alberg et al

^{۱۵}Vapnik

^{۱۶}Burges

^{۱۷}Hao and Yu

^{۱۸}Chen et al

^{۱۹}Tkacz

مانرا و گیووانینی^{۲۵} (۲۰۰۵) به نوبه خود از مدل تصحیح خطا^{۲۱} و هم‌انباشتگی^{۲۲} برای پیش‌بینی قیمت نفت خام استفاده کردند. نتیجه این مطالعه نمود که یک مدل ECM از یک مدل ساده‌تر که هیچ‌یک از روابط تأثیرپذیری را شامل نمی‌شود؛ بهتر عمل می‌کند. [۱۳] به‌طور ویژه، فانگ^{۲۳} (۲۰۰۳) نشان داد که برای مورد مطالعه ایالات‌متحده، هزینه‌های استفاده از منابع و آزمایش‌های پیش‌بینی کننده گسترده می‌تواند ابزاری مفید باشد برای تعیین این‌که آیا پیش‌بینی ترکیبی می‌تواند بهتر از پیش‌بینی فردی عمل کند یا نه. هم‌چنین فانگ نتیجه‌گیری کرد که آزمایش‌های پیش‌بینی کننده گسترده، به‌طور بالقوه در تعیین مدل کارآمد هستند. [۱۴] غفاری و زارع^{۲۴} (۲۰۰۹)، تغییرات قیمت نفت خام WTI را بررسی و به‌منظور کاهش تأثیرات اختلالات کوتاه‌مدت غیرقابل پیش‌بینی، از یک الگوریتم برای فیلتر اطلاعات استفاده کرده‌اند. نتیجه این‌طور نشان داده شده است که برای چندین دوره انتخاب‌شده تصادفی، نتایج، به‌طور قابل ملاحظه‌ای از نتیجه بیش‌تر الگوریتم‌های پیش‌بینی اخیر بالاتر بوده است. برای اطمینان از صحت و اعتبار الگوریتم، چندین پیش‌بینی در طول یک ماه انجام شده و نتایج نشان داده است که پیش‌بینی‌های این دوره‌ها سازگار هستند. [۱۵] شایان ارانی و تی‌تی‌دژ (۱۳۷۷)، نوعی سیستم برای پیش‌بینی قیمت روزانه نفت برنت در بازار بورس لندن طراحی کردند. در این سیستم از مدل‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده و درنهایت نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که عملکرد شبکه‌های عصبی تا حدودی بهتر از مدل‌های اقتصادسنجی است. [۱۶]

۳. روش‌شناسی پژوهش

در گام اول انجام تحقیق، داده‌ها از سایت رسمی اداره اطلاعات انرژی آمریکا^{۲۵} جمع آوری گردیده است. که داده‌ها شامل ۳۷۶۰ نمونه آماری روزانه بوده و بازه زمانی آن‌ها از ۱۸ فوریه ۲۰۰۳ تا ۲۷ فوریه ۲۰۱۸ می‌باشد. در ادامه با استفاده از نرم افزار متلب^{۲۶} مدل رگرسیون بردار پشتیبان^{۲۷} روی داده‌ها اجرا شده است. علاوه بر این، جهت تجزیه و تحلیل نتایج پیش‌بینی، از معیارهای متداول استفاده شده است. سپس مدل ARMA جهت مقایسه با سایر روش‌ها بر روی داده‌ها پیاده‌سازی گردید. این قسمت در نرم افزار ایپوز^{۲۸} انجام شد و خروجی‌ها مانند روش قبل مورد تحلیل قرار گرفت.

مدل رگرسیون بردار پشتیبان درواقع یک مدل رگرسیونی بر اساس روش ماشین بردار پشتیبان می‌باشد. این روش، تابع رگرسیونی را در یک فضای ویژگی با ابعاد بالا محاسبه می‌نماید. همان‌گونه که بیان شد، رگرسیون ماشین بردار پشتیبان، به‌جای کمینه‌سازی خطای آموزش، خطای تعمیم شده را کمینه می‌کند. خطای تعمیم شده ترکیبی از خطای آموزش و پارامتر

^{۲۵}Manera and Giovannini

^{۲۱}Error Correction Model (ECM)

^{۲۲}Cointegration

^{۲۳}Fang

^{۲۴}Ghafari and Zare

^{۲۵}<https://www.eia.gov>

^{۲۶}MATLAB

^{۲۷}Support Vector Regression (SVR)

^{۲۸}EVIEWS

تنظیم‌کننده است که این پارامتر، پیچیدگی فضای فرضیه را کنترل می‌نماید. روش رگرسیون بردار پشتیبان به دنبال یافتن یک تابع $f(x)$ است که کمترین انحراف را بین مقدار پیش‌بینی‌شده و مقدار واقعی داشته باشد. مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان به صورت یک مسئله بهینه‌سازی محدب به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} \text{Min } & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*), \\ \text{S.t } & y_i - (w^t \cdot \phi(x_i) + b) \leq \varepsilon - \xi_i, \\ & (w^t \cdot \phi(x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon - \xi_i^*, \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \quad \forall i. \end{aligned} \quad (1)$$

در مسأله صفحه قبل $C > 0$ یک مقدار ثابت است و ξ_i^* و ξ_i متغیرهایی می‌باشند که قیدهای بالا و پایین را روی خروجی‌های سیستم نشان می‌دهند.

در رگرسیون بردار پشتیبان می‌توان یک تابع خطی را در فضای پیش‌بین برآورد نمود، درحالی‌که این تابع، خود یک تابع غیرخطی برآورد شده در فضای اولیه است. علاوه بر این تابع رگرسیون که از حل مسئله (۱) به دست می‌آید، دارای یک جواب منحصر به فرد است.

۳.۱. انتخاب ویژگی‌ها

برای استفاده از مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان نیازمند انتخاب ویژگی‌ها می‌باشیم. در این پژوهش، ما ده ویژگی انتخاب کردیم. در مقاله کیم^۹ گزیده ویژگی پیشنهاد شده بود که ده مورد آن را به دلخواه برای پژوهش خود انتخاب نمودیم. در این انتخاب سعی شد ویژگی‌ها تا حد ممکن وابستگی نداشته باشند. ویژگی‌های منتخب، اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال هستند که در ادامه به بیان هر یک می‌پردازیم:

اندیکاتور SAR Parabolic که اولین بار توسط ولز وایلدر^{۳۱} پیشنهاد شد؛ به منظور شناسایی حد زیان معاملات از طریق تشخیص روند صعودی یا نزولی قیمت به کار می‌رود. این اندیکاتور تغییر روند را از صعودی به نزولی مشخص می‌کند. ولی قدرت روند را نمایش نمی‌دهد. وقتی مقدار شاخص پایین‌تر از قیمت پایانی است، نشان دهنده صعودی بودن روند و هنگامی که بالاتر باشد؛ نشان دهنده نزولی بودن روند می‌باشد. مقدار این انداکتور از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$SAR_{\text{فعلی}} = SAR_{\text{گذشته}} - (EP_{\text{گذشته}} - AF_{\text{گذشته}}) \times SAR_{\text{گذشته}} \quad (2)$$

در رابطه بالا SAR فعلی بیانگر مقدار اندیکاتور SAR Parabolic همان روز است که تا زمانی که روند اولیه قیمت از صعود به نزول یا برعکس تغییر نکند؛ برابر صفر است. در اولین تغییر روند، اندیکاتور SAR برابر اولین AF در EP مربوط به دوره قبل است. اولین AF برابر ۰,۰۲ است و با هر تغییر روند ۰,۰۲ به مقدار آن افزوده شده تا به ۰,۲ برسد. EP برابر کم‌ترین قیمت از میان قیمت‌های پایانی، کم‌ترین قیمت و بیش‌ترین قیمت در طول دوره نزول است. در طول صعود، EP برابر بیش‌ترین قیمت از میان قیمت‌های پایانی، کم‌ترین قیمت و بیش‌ترین قیمت می‌باشد. علت اینکه ما از این شاخص در ویژگی‌های خود استفاده نمودیم این است که نوسانات قیمت را طریق نمایش تغییرات روند صعود و نزول اندازه می‌گیرد. ما در پژوهش خود قیمت پرنوسان نفت را تحلیل و پیش‌بینی می‌نماییم؛ بنابراین این شاخص را در پیش‌بینی خود لحاظ نمودیم.

^{۳۱} K young-jae Kim

^{۳۲} Indicator

^{۳۳} J. Welles Wilder

اندیکاتور %K که اولین بار جرج لین^{۳۲} آن را مطرح کرد، بر پایه نظریه‌ای بنا شده که بیان می‌دارد: قیمت‌های پایانی در حالت افزایشی تمایل دارند که به سمت بالاترین قیمت دوره و در حال کاهشی به سمت پایین‌ترین قیمت دوره حرکت کنند. [۱۷]

در رابطه مربوط به این اندیکاتور، عدد ۱۴ عددی متداول است. این رابطه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\%K = \frac{(C - L_{14})}{(H_{14} - L_{14})} \quad (۳)$$

در رابطه بالا C بیانگر قیمت پایانی امروز، L_{14} نشان دهنده کمترین قیمت پایین (low price) در ۱۴ روز گذشته بوده و H_{14} نیز بیش‌ترین قیمت بالا (high price) در ۱۴ روز قبل را بیان می‌دارد. به دلیل این که دوره ما در این تحقیق روزانه بوده، ۱۴ روز گرفتیم. درحالی که دوره می‌تواند ۱۴ روز، هفته یا ماه باشد. در داده‌های تحقیق متناظر این ویژگی، ۱۳ روز اول مقدار صفر و از روز ۱۴ تا ۳۷۶۰ مقدار غیر صفر دارند. علت به کار بستن این اندیکاتور در ویژگی‌ها، تصادفی بودن آن است و نیز اطلاعاتی که درباره خرید یا فروش دارایی در قیمت‌های مختلف ارائه می‌دهد، به ما در پیش‌بینی قیمت کمک شایانی می‌نماید.

شاخص نرخ تغییرات^{۳۳} برای اندازه‌گیری نوسان حرکت قیمت که درواقع درصد تغییر قیمت را از یک دوره به دوره دیگر منتقل می‌کند، استفاده می‌شود. نمودار ROC یک روند نوسانی در بالا و پایین خط صفر است. برای محاسبه ROC از رابطه (۴) استفاده می‌کنیم:

$$ROC = \frac{(C - C_x)}{C_x} \quad (۴)$$

در رابطه بالا، C قیمت پایانی امروز را نشان می‌دهد و C_x قیمت پایانی x روز گذشته را مشخص می‌نماید. ما در مدل دوره را ۳۷۶ روز گرفتیم و طبق این قرارداد، ROC مقدار اول آن صفر است. برای ۳۷۷ امین مقدار اندیکاتور، قیمت روز اول را از قیمت روز ۳۷۷ ام کسر نموده و حاصل را بر قیمت روز اول تقسیم می‌کنیم. این روند ادامه می‌یابد تا ۳۷۶۰ مقدار ROC تکمیل گردد. با توجه به ساده بودن محاسبات و اهمیت نمودار آن در پیش‌بینی قیمت، این شاخص را به عنوان یکی از ویژگی‌های مدل خود انتخاب نمودیم.

اندیکاتور WILLIAM %R در مفهوم اولیه به اندازه‌گیری رابطه آخرین قیمت پایانی با محدوده قیمت‌ها در یک دوره دلخواه می‌پردازد. قیمت پایانی هرروز از high price یک دوره مشخص کسر و این اختلاف بر محدوده کلی همان دوره تقسیم می‌گردد. نمودار تکنیکال WILLIAM %R نقاط بحرانی بازار را به ما نشان می‌دهد. برای محاسبه اندیکاتور از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$WILLIAM \%R = \frac{(H_n - C_t)}{(H_n - L_n)} \quad (۵)$$

در رابطه بالا، H_n بیانگر قیمت بالای روز می‌باشد که در مدل ما، از روز ۱ تا ۳۷۶۰ موجود است. C_t نشان دهنده قیمت پایانی آخرین روز دوره بوده که ما دوره را ۳۷۶ روز در نظر گرفتیم. L_n نیز قیمت پایین روز را نشان می‌دهد که مثل H_n از روز ۱ تا ۳۷۶۰ وجود دارد. در این اندیکاتور همه ۳۷۶۰ مقدار به دست آمده غیر صفر هستند. دلیل استفاده از WILLIAM %R این است که نظیر همه داده‌های موجود، مقدار دارد، بنابراین استفاده از آن به عنوان یک ویژگی مناسب است.

شاخص کانال کالا^{۳۴} اولین بار توسط دونالد آر. لامبرت^{۳۵} معرفی شد. این شاخص، قیمت‌های جاری را با میانگین متحرک یک دوره زمانی مشخص مقایسه نموده و سپس اندیکاتور را با استفاده از تقسیم بر میانگین انحرافات، ساده‌سازی

^{۳۲}George lean

^{۳۳}Rate Of Change

^{۳۴}Commodity Channel Index (CCI)

^{۳۵}Donald R. Lambert

می‌کند؛ بنابراین اعداد حاصل از CCI بین -۱۰۰ و +۱۰۰ نوسان خواهد نمود. لامبرت به تحلیلگران توصیه دارد در مقادیر بالای +۱۰۰ خرید نموده و در مقادیر -۱۰۰ فروش انجام دهند. بیش‌تر تحلیلگران از شاخص کانال کالا برای تشخیص نقاط خرید و فروش هیجانی استفاده می‌نمایند. CCI در اصل برای بازار کالا ابداع گشته و در بازار طلای سیاه می‌توان از آن جهت پیش‌بینی استفاده کرد. این شاخص سقف و کف بازار را نشان می‌دهد. برای محاسبه مقدار CCI از رابطه (۶) استفاده می‌شود:

$$CCI = \frac{(TP - MA)}{(0.015 \times MD)} \quad (6)$$

در این رابطه، Typical Price (TP) برابر مجموع میانگین قیمت بالا و پایین و پایانی هرروز است. MA میانگین متحرک برای دوره ۲۰ روزه می‌باشد. MD میانگین قدر مطلق اختلاف قیمت هرروز با میانگین متحرک دوره ۲۰ روزه است. به این معنا که قیمت ۲۰ روز را مشخص کرده و منهای میانگین متحرک ۲۰ روزه نموده، سپس قدر مطلق این انحراف را به دست آورده و میانگین آن را محاسبه می‌نماید. در مدل این مطالعه ۱۹ مقدار اول شاخص CCI برابر صفر هستند و بقیه مقدار غیر صفر دارند. علت عمده استفاده از شاخص کانال کالا به‌عنوان یکی از ویژگی‌ها، این است که دقیقاً مربوط به بازار کالا می‌باشد. هم‌چنین نقاط سقف و کف بازار و سیگنال خرید و فروش را مشخص می‌کند.

شاخص قدرت نسبی^{۱۶} اولین بار توسط جی ولز وایلدر در سال ۱۹۷۸ معرفی شد. این اندیکاتور، تفکر جدیدی را در سیستم خرید و فروش ابداع کرد. RSI از محبوبیت بالایی در میان تحلیل‌گران برخوردار است. در هنگام استفاده از نمودار تغییرات قیمت، به چند مشکل عمده برمی‌خوریم: یکی از آن‌ها زمانی رخ می‌دهد که تغییرات قیمت محدود بوده و قیمت در حال استراحت باشد، ناگهان جابه‌جایی بزرگی در قیمت رخ بنماید. رشد و یا کاهش زیاد نسبت به یک دوره چندروزه، شیب شدیدی را در نمودار ایجاد می‌کند. چنانچه قیمت‌ها در چند روز گذشته ثابت باشند، کوچک‌ترین تغییری در هر سمت می‌تواند باعث جابه‌جایی اندیکاتور گردد؛ بنابراین برای جلوگیری از تغییرات مقطعی به ابزاری نیاز است که به کمک آن نمودار حاصل، پیوستگی بیشتری داشته باشد. شاخص قدرت نسبی، مانع از شکست‌های ناگهانی می‌شود و محدوده ثابتی را در نمودار ایجاد می‌نماید. شاخص قدرت نسبی با توجه به آنچه از نامش استنباط می‌گردد، مقایسه بین دو چیز را نشان نمی‌دهد. RSI از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$RSI = 100 - \left(\frac{100}{1 + RS} \right) \quad (7)$$

در رابطه بالا مقدار RS از حاصل تقسیم میانگین تغییرات مثبت قیمت پایانی بر میانگین تغییرات منفی قیمت پایانی به دست می‌آید. در محاسبات روزانه RSI از میانگین‌های ۱۴ روزه استفاده می‌کنیم؛ بنابراین در مدل ما شاخص قدرت نسبی، برای ۱۴ روز اول مقداری برابر صفر دارد. مقادیر روز ۱۵ تا ۳۷۶۰ طبق رابطه (۷) قابل محاسبه است. دلیل انتخاب این شاخص به‌عنوان ویژگی برای به کار بستن روش ماشین بردار پشتیبان، نمایش سقف و کف بازار توسط RSI می‌باشد.

نوسان‌گر^{۱۷} A/D در واقع کوتاه شده عبارت نوسان‌گر تجمع-توزیع^{۱۸} است. این نوسان‌گر^{۱۹} در واقع خط تجمع-توزیع را برای اندیکاتور^{۲۰} MACD محاسبه می‌نماید. نوسان‌گر A/D در جستجوی شناسایی موقعیتی است که قیمت دارایی از روند توده‌ای در حال حرکت خود فاصله می‌گیرد. محاسبه اندیکاتور از طریق رابطه زیر است:

^{۱۶}Relative Strength Index (RSI)

^{۱۷}Oscillator

^{۱۸}Accumulation/Distribution Oscillator

^{۱۹} اسیلاتور (نوسان‌گر) به مجموعه‌ای از اندیکاتورها اطلاق می‌شود که هدفشان درک و سنجش میزان هیجان خریداران و فروشندگان است. اسیلاتور در واقع دسته‌ای از انواع اندیکاتورها می‌باشد.

^{۲۰}Moving Average Convergence Divergence

$$\frac{A}{D} Oscillator = \left(\frac{H_t - C_{t-1}}{H_t - L_t} \right) \quad (۸)$$

در معادله بالا، H_t بیانگر قیمت بالا در روز t ام است. C_{t-1} قیمت پایانی روز ماقبل t ام را نشان می‌دهد. L_t هم همان قیمت پایین روز t ام می‌باشد. در مدل پژوهش ما، مقدار A/D برای اولین داده متناظر صفر است؛ زیرا قیمت پایانی روز ماقبل آن موجود نیست؛ بنابراین از ۲ تا ۳۷۶۰، مقدار اندیکاتور موجود می‌باشد. علت استفاده از این اندیکاتور، این است که چون A/D در شناسایی موقعیت جدایی از روند توده‌ای اطلاعات مفیدی به ما ارائه می‌نماید، وجودش در محاسبات قیمتی لازم می‌باشد.

شاخص Average Ture Range (میانگین نوسانات واقعی) یک اندیکاتور تحلیل تکنیکال است که نوسانات را اندازه‌گیری می‌کند. این اندیکاتور توسط ولز ویدر آمریکایی معرفی شد. ویدر شاخص میانگین نوسانات واقعی را برای کالاها و قیمت‌های روزانه آن‌ها طراحی کرد. زیرا کالاها نوسان‌پذیرتر از سهام هستند. در مواردی وجود دارد که قیمت کالا در یک بازه زمانی روزانه حداکثر نوسان مجاز را انجام می‌دهد. ویدر به خاطر وجود چنین نوسانات ناپیدایی این شاخص را معرفی نمود. برای به دست آوردن مقادیر این شاخص طبق الگوی زیر عمل می‌نماییم:

ابتدا بالاترین قیمت، پایین‌ترین قیمت و قیمت پایانی را برای داده‌های پژوهش به دست می‌آوریم. سپس تفاوت پایین‌ترین قیمت و بالاترین قیمت را برای هر داده محاسبه می‌نماییم. هم‌چنین قدر مطلق اختلاف بین بالاترین قیمت هر روز با قیمت پایانی روز قبل را از روز دوم به بعد و نیز قدر مطلق اختلاف بین پایین‌ترین قیمت هر روز با قیمت پایانی روز قبل را از روز دوم به بعد حساب می‌کنیم. در گام بعدی ماکزیمم سه مقدار تفاوت پایین‌ترین قیمت و بالاترین قیمت، قدر مطلق اختلاف بین بالاترین قیمت هر روز با قیمت پایانی روز قبل و قدر مطلق اختلاف بین پایین‌ترین قیمت هر روز با قیمت پایانی روز قبل را به عنوان نوسان واقعی برای هر روز لحاظ می‌نماییم. در مرحله پایانی میانگین نوسانات واقعی برای ۱۳ روز ابتدایی مقداری برابر صفر دارد، برای روز ۱۴ مقدار آن برابر میانگین نوسانات واقعی ۱۳ روز گذشته است و برای روز ۱۵ تا ۳۷۶۰ از طریق رابطه زیر به دست می‌آید:

$$ATR = \left[\left(ATR \times 14 \right) + TR \right] \quad (۹)$$

در رابطه بالا، ATR فعلی، میانگین نوسانات واقعی همان روز بوده و TR فعلی هم نوسان واقعی همان روز را به ما نمایش می‌دهد. هم‌چنین ATR گذشته، میانگین نوسانات واقعی روز قبل است. دلیل این‌که ما این شاخص را در ویژگی‌های انتخابی لحاظ کردیم، این بود که نوسانات ناپیدا را به ما نشان می‌داد و علاوه بر این چون قیمت نفت در پژوهش ما از جنس کالا می‌باشد و کالا نوسان‌پذیرتر از سهام است، ما این شاخص را به عنوان یکی از ویژگی‌های انتخابی برگزیدیم.

شاخص Disparity5 یک اندیکاتور تحلیل تکنیکال است که موقعیت نسبی قیمت پایانی یک دارایی را در میانگین متحرک ۵ روزه اندازه‌گیری کرده و ارزش آن را به عنوان درصد، اعلام می‌نماید. چنان‌چه درصد حاصل از این شاخص مثبت باشد، نشان دهنده این است که قیمت این دارایی در حال افزایش می‌باشد. درصد منفی اعلام شده توسط Disparity نشان از فشار فروش است که قیمت دارایی را کاهش می‌دهد. رابطه این اندیکاتور به صورت زیر است:

$$Disparity \Delta = \left(\frac{C_t}{MA\Delta} \right) \times 100 \quad (۱۰)$$

در رابطه بالا، C_t قیمت پایانی روز t ام بوده و $MA5$ هم میانگین متحرک در یک دوره ۵ روزه را به ما نمایش می‌دهد. در مدل مورد بررسی، مقدار Disparity5 متناظر با چهار روز اول مقداری برابر صفر دارد. از روز ۵ تا ۳۷۶۰ طبق رابطه، قابل اندازه‌گیری خواهد بود. دلیل این‌که ما این شاخص را در ویژگی‌های انتخابی لحاظ کردیم، محاسبات آسان و تعبیری بود که از قیمت دارایی ارائه می‌داد.

اندیکاتور OSCP که در واقع کوتاه شده عبارت Price Oscillator به معنای نوسان گر قیمت است. این شاخص از دو میانگین متحرک استفاده می کند. یک میانگین متحرک طولانی تر و دیگری کوتاه تر است. سپس اختلاف میان این دو میانگین متحرک را محاسبه می نماید. OSCP می تواند مناطقی را در نمودار نمایش دهد که دارای صف خرید و صف فروش می باشد. محاسبه شاخص مذکور در رابطه (۱۱) بیان گردیده است:

$$OSCP = \frac{(MA5 - MA10)}{MA5} \quad (11)$$

در معادله فوق، MA5 بیانگر میانگین متحرک ۵ روزه است و MA10 نیز میانگین متحرک ۱۰ روزه را نشان می دهد. در مدل ما، مقدار OSCP متناظر با ۱۰ داده اول برابر صفر است؛ زیرا میانگین متحرک ۱۰ روزه برای ۱۰ روز اول قابل محاسبه نمی باشد. متناظر با داده ۱۱ تا ۳۷۶۰، اندیکاتور طبق رابطه بیان شده در بالا مقدار غیر صفر دارد. علت این که ما از این شاخص به عنوان یکی از ویژگی ها استفاده کردیم، اطلاعاتی بود که OSCP از طریق نمایش محدوده های صف خرید و صف فروش برای پیش بینی قیمت به ما ارائه می داد.

۳،۲. مدل ARMA

مدل خود رگرسیونی با میانگین متحرک (ARMA) مدلی است که برای سنجش داده های سری زمانی استفاده می گردد. برای داده های سری زمانی به صورت X_1, X_2, \dots, X_n که n تعداد داده ها می باشد؛ مدل ARMA برای پیش بینی مقادیر آینده سری زمانی به کار می رود. این مدل زمانی مناسب است که سیستم تابعی از شوک های مشاهده ناپذیر باشد. برای مثال قیمت سهام که علاوه بر شوک های اطلاعاتی در بازار تحت تأثیر شوک های رفتاری آحاد نیز هست. هم چنین برای پیش بینی قیمت نفت از این مدل استفاده می شود. مدل ARMA ترکیبی از دو مدل $AR(p)$ و $MA(q)$ است. رابطه مدل ARMA به شکل زیر است:

$$f(x) = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (12)$$

در رابطه بالا ε_t مقادیر جزء خطای مدل بوده، که مستقل از یکدیگر و دارای توزیع یکسان نرمال می باشند. هم چنین c مقدار ثابت مدل است. φ_i پارامترهای مدل $AR(1)$ و θ_j پارامترهای مدل $MA(q)$ هستند.

به طور کلی با استفاده از روش حداقل مربعات یعنی با مینیمم سازی مقادیر خطای مدل، می توان تخمینی از پارامترهای مدل ARMA به دست آورد. برای یافتن مقادیر مناسب p و q در مدل $ARMA(p,q)$ می توان از رسم نمودار توابع خود هم بستگی نسبی^۲ برای مقدار p و رسم نمودار توابع خود هم بستگی^۳ برای تخمین q ، استفاده نمود. پس از بررسی های انجام شده بر روی مدل مورد مطالعه، با توجه به این که نمودار خود هم بستگی داده های پژوهش نزولی می باشد؛ دریافتیم که مدل AR است. رابطه مدل AR به شکل زیر قابل تعریف است:

$$f(x) = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (13)$$

در رابطه بالا همانند رابطه (۱۲)، c مقدار ثابت مدل بوده و ε_t جزء خطای مدل می باشد. هم چنین φ_i پارامترهای مدل AR هستند. مدل AR رابطه ای است که به وسیله پارامترهای تصادفی تعیین می شود. معادله $AR(1)$ در رابطه (۱۴) بیان می گردد:

$$X_k = \rho \times X_{k-1} + \varepsilon_k \quad (14)$$

^۲Partial Autocorrelation Function

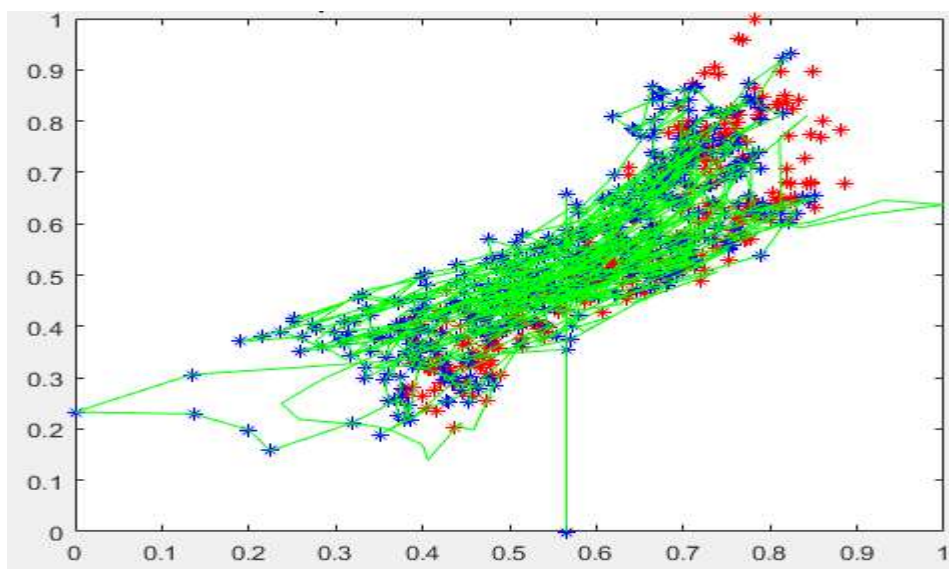
^۳Autocorrelation Function

در رابطه بالا، ε_k جزء خطای مدل بوده و ρ ضریبی است که با استفاده از روش حداقل مربعات خطا تخمینی از مقدار آن به دست خواهد آمد. در رابطه (۱۴) X_k براساس تابعی از X_{k-1} و جزء خطای مدل می باشد. به طور کلی، چهار مرحله برای پیش بینی مقادیر آینده یک سری زمانی با مدل های خانواده ARMA قابل تعریف است: مرحله اول تشخیص (شناسایی) می باشد که با استفاده از توابع خودهم بستگی و خودهم بستگی جزئی انجام می پذیرد. مرحله دوم تخمین است که با کمک نرم افزار صورت می گیرد. مرحله سوم کنترل تشخیصی بوده که با استفاده از محاسبه مقادیر باقیمانده و مقایسه آن ها با استفاده از رسم نمودار PAC و AC به دست می آید. مرحله آخر نیز پیش بینی با مدل مورد مطالعه است. در مورد پژوهش حاضر نیز، تمام مراحل پیش بینی مقادیر آینده صورت گرفته است.

۴. یافته های پژوهش

همان گونه که بیان گردید؛ در بخش ماشین بردار پشتیبان، با استفاده از نرم افزار متلب و با ده ویژگی به دست آمده و به همراه داده ها، مقادیر پیش بینی قیمت نفت برای ۳۷۶ روز آینده حاصل شد. در بخش AR(1) نیز، نتایج با استفاده از نرم افزار ایویوز حاصل شد؛ و مورد ارزیابی قرار گرفت.

از تکنیک ماشین بردار پشتیبان در انواع دسته بندی ها مثل، شناسایی صورت، تشخیص شیء، تشخیص ارقام دست نویس، دسته بندی انواع صداها و مانند آن مورد استفاده قرار می گیرد؛ که در مقایسه با سایر تکنیک ها از کارایی قابل ملاحظه ای برخوردار است. هدف اصلی ماشین بردار پشتیبان یافتن ضابطه ای می باشد که مقدار برچسب دسته را برای داده های جدید که دارای برچسب نیستند، پیش گوئی کند. ماشین بردار پشتیبان در فاز آموزش، به دنبال یافتن مرز تصمیم گیری به گونه ای است که فاصله ی آن با هریک از دسته های مورد نظر ماکزیمم گردد. ماشین بردار پشتیبان الگوریتمی است که نوع خاصی از مدل های خطی را می یابد که حداکثر حاشیه ابر صفحه را حاصل می کنند. حداکثر سازی حاشیه ابر صفحه منجر به حداکثر شدن تفکیک بین طبقات می شود. به نزدیک ترین نقاط آموزشی به حداکثر حاشیه ابر صفحه، بردارهای پشتیبان اطلاق می گردد، تنها از این بردارها (نقاط) برای مشخص کردن مرز بین طبقات استفاده می شود. در روش ماشین بردار پشتیبان، برای فهم بهتر مدل، ویژگی ها را به صورت دوتایی بر روی یک نمودار دوبعدی ترسیم نمودیم. در شکل (۱) نمودار مربوط به دو مورد از ویژگی ها آمده است؛ که این نمودار به صورت دلخواه از میان پنج نمودار موجود انتخاب شده است. در شکل (۱) ویژگی ها با روش نرمال سازی به داده های صفر و یک تبدیل شده اند. داده های صفر با رنگ قرمز و داده های یک با رنگ آبی در شکل نشان داده شده است. خط سبز بین داده ها، در واقع همان ابر صفحه ذر شکل شماتیک مسئله ماشین بردار پشتیبان است. در این شکل ابر صفحه جداکننده داده ها تقریباً حالت خطی دارد.



شکل ۱- نمودار دویعدی ویژگی‌های CCI و RSI

هر روش جدیدی برای این که برتری نسبی خود را نسبت به روش‌های دیگر نشان دهد، باید مورد آزمون قرار گرفته و نتایج آن با سایر روش‌های موجود مقایسه شود. جهت مقایسه قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین روش، از معیارهای مختلفی استفاده می‌شود. در این پژوهش دو معیار میانگین مجذور مربعات خطا^{۱۵} (RMSE) و میانگین قدرمطلق خطا^{۱۶} (MAE) به کار گرفته شد. طریقه محاسبه میانگین مجذور مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا از طریق روابط (۱۵) و (۱۶) قابل مشاهده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}} \quad (15)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n} \quad (16)$$

در روابط بالا، n تعداد پیش‌بینی‌ها و e_i خطای پیش‌بینی را نشان می‌دهد؛ که از تفاوت مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی به دست می‌آید. به منظور مقایسه توانایی مدل‌های سری زمانی و شبکه عصبی، داده‌ها به دو مجموعه آزمایشی و آموزشی تقسیم شدند. [۱۸] در این پژوهش ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمایش انتخاب شدند. ارزیابی نتایج مدل برنت و WTI به ترتیب در جدول (۱) و جدول (۲) قابل مشاهده است:

جدول ۱- ارزیابی نتایج داده‌های برنت

روش	معیار RMSE	معیار MAE
AR	۰.۱۷۰۳۹	۰.۱۲۱۷۲
SVM	۰.۵۱۰۸۴	۰.۴۵۹۰۷

جدول ۲- ارزیابی نتایج داده‌های WTI

^{۱۵}Root Mean Squared Error^{۱۶}Mean Absolute Error

روش	معیار RMSE	معیار MAE
AR	۰.۱۷۲۴۶	۰.۱۲۳۱۴
SVM	۰.۵۱۲۱۱	۰.۴۴۹۰۸

همان گونه که در جدول (۱) آمده است، روش AR با توجه به این که مقدار معیار RMSE و مقدار معیار MAE کمتری نسبت به روش SVM دارد؛ به عنوان مطلوبترین روش برای پیش‌بینی قیمت نفت خام شاخص برنت پیشنهاد می‌گردد. معیارهای RMSE و MAE به علت این که خطا را نمایش می‌دهند هرچه مقدار کمتری داشته باشند؛ عملکرد بهتری دارند. در جدول (۲) نیز، نتایج ارزیابی داده‌های WTI برای هر دو روش AR و SVM آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل AR عملکرد بهتری در پیش‌بینی قیمت نفت خام شاخص WTI نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان دارد.

۵. نتیجه‌گیری

در این پژوهش به پیش‌بینی قیمت نفت خام های شاخص برنت و WTI، با استفاده از مقادیر گذشته پرداختیم. پیش‌بینی با استفاده از دو روش ARMA و SVM صورت گرفت. در روش ماشین بردار پشتیبان ویژگی‌ها با توجه به اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال تعریف شدند. ارزیابی نتایج روش‌های ARMA و SVM با استفاده از دو معیار میانگین مجذور مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا صورت پذیرفت. سپس نتایج هر دو روش با یکدیگر مقایسه و بهترین روش پیشنهاد گردید. روشی به عنوان مطلوبترین پذیرفته می‌شود که کمترین مقدار معیارهای RMSE و MAE را به خود اختصاص دهد. با توجه به جدول (۱) و (۲) برای هر دو شاخص نفت برنت و نفت WTI مدل AR عملکرد بهتری در پیش‌بینی قیمت نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان دارد.

مراجع

۱. شهبازی، ک. سلیمیان، ص. (۱۳۹۴)، "پیش‌بینی قیمت نفت با استفاده از روش متا آنالیز"، فصل‌نامه‌ی مطالعات اقتصاد انرژی، سال یازدهم، شماره ۴۷، صص ۹۳-۶۷.
۲. Liu, L.M., (1991), "Dynamic relationship analysis of us gasoline and crude oil prices," J. Forecast, 10(1), pp. 521-547.
۳. Kumar, M.S., (1992), "The forecasting accuracy of crude oil futures prices," Int. Monetary Fund, 39(1). 432-461.
۴. Fernandez, v. (2005), "Forecasting commodity prices by classification methods: The cases of crude oil and natural gas spot prices."
۵. Pindyck, R.S. (1977), "Cartel Pricing and the Structure of the world Oil Market," *Bell Journal of Economics*, 8(2), autumn.
۶. Yousefi, A. and wirjanto, T.S., (2 3), "Exchange Rate of the U.S. Dollar and J Curve: the Case of Oil Exporting Countries," *Energy Economics*, 25, pp. 741-765.
۷. Arjuman Ara, L. (2005), "Performance of GARCH Models in Forecasting the Atility of Exchange Rate for Developing Countries," *China-USA Business Review*, 4(10), pp. 13-20.
۸. Alberg, D. et al. (2008), "Estimating Stock Market Atility Using Asymmetric GARCH Models." *Alied Financial Economics*, 18, pp. 1201-1208.
۹. Burges, C. (1998), "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2), pp. 955-974.

۱۰. Hao, W. and Yu, S. (2006), "Support Vector Regression for Financial Time Series Forecasting," *International Federation for Information Processing (IFIP)*, 207, pp. 825-830.
۱۱. Chen, W-H. et al. (2006), "Comparison of Support Vector Machines and Back Propagation Neural Networks in Forecasting the Six Major Asian Stock Markets," *International Journal of Electronic Finance*, 49(1), pp. 49-67.
۱۲. Tkacz, Greg. (2001), "Neural network forecasting of Canadian GDP growth," *International Journal of Forecasting*, Elsevier, 17(1), pp.57-69.
۱۳. Lanza, A., M. Manera, and M. Giovannini. (2005), "Modeling and forecasting cointegrated relationships among heavy oil and product prices," *Energy Economics*, 27(6), pp. 831-848.
۱۴. Fang, Y. (2003), "Forecasting combination and encompassing tests," *International Journal*, 19(1).
۱۵. Ghaffari, Ali, Zare, Samaneh. (2009), "A Novel Algorithm for Prediction of Crude Oil Price Variation Based on Soft Computing," *Energy Economics*, 31, pp. 531-536.
۱۶. شایان ارانی، شاهین تی تی دژ، محمدتقی. (۱۳۷۷)، "پیش بینی قیمت نفت دریای شمال"، فصلنامه‌ی اطلاعات سیاسی-اقتصادی، شماره ۱۲۷ و ۱۲۸. صص ۲۱۲-۲۲۳.
۱۷. مورفی، جان ج. (۱۳۹۶)، *تحلیل تکنیکال در بازار سرمایه*. ترجمه کامیار فراهانی فرد، رضا قاسمیان لنگرودی. چاپ یازدهم، تهران: نشر چالش.
۱۸. ابراهیمی مهرزاد. (۱۳۹۱)، "استفاده از رهیافت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و سری زمانی در پیش‌بینی میزان مصرف انرژی الکتریکی در بخش کشاورزی"، *مجله تحقیقات اقتصاد کشاورزی*، جلد چهارم، شماره ۱، صص ۲۷-۴۲.