فصلنامـه علوم اقتصادی
سال ۸ / شماره ۲۹ / زمستان ۱۳۹۳

پیش‌بینی قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس با استفاده از مدل‌های ARIMA و ARFIMA

حمید آماده[۱]
فرشید عفتی باران[۲]
امین امینی[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۷/۲۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۹/۲۴

چکیده

یکی از روش‌های مناسب در پیش‌بینی سری زمانی، تعمیم رفتار گذشته سری به آینده است. برای این منظور اولین قدم شناخت دقیق رفتار گذشته متغیر است. یکی از روش‌های الگوسازی رفتار گذشته سری زمانی مدل خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA) است. در این پژوهش از مدل‌های ARIMA و ARFIMA برای پیش‌بینی قیمت هفتگی بنزین استفاده شد. همچنین پیش‌بینی مدل ARIMA با پیش‌بینی مدل خود توضیح کسری جمعی میانگین متحرک (ARFIMA) مقایسه شد. برای این منظور، از ابزارهای محاسباتی نرم‌افزار STATA12 و داده‌های سری زمانی قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس از ابتدای سال ۲۰۰۹ تا هفته ۲۶ سال ۲۰۱۲ به‌صورت هفتگی که از سایت اوپک دریافت گردید، استفاده شد. نتایج تحقیق نشان داد که مدل ARFIMA(6,0.22,6) نسبت به مدل ARIMA(1,1,0) مدل مناسب‌تری برای پیش‌بینی قیمت بنزین است و میزان خطای کمتری دارد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، قیمت بنزین، فوب خلیج‌فارس، ARIMA، ARFIMA.
طبقه بندی JEL : Q30 و E37 و C53

۱- استادیار گروه اقتصاد انرژی، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران. amadeh@gmail.com
۲- کارشناس ارشد اقتصاد انرژی، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول). farshidefati@yahoo.com
۳- کارشناس ارشد اقتصاد انرژی، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران. a.amini68@gmail.com

۱- مقدمه

افزایش قیمت مشتقات نفتی همچون بنزین در سطح جهانی، تأثیر شدیدی روی تمام فعالیت‌های اقتصادی گذاشته است؛ مانند بسیاری از کشورها، ایران نیز به بنزین به‌عنوان منبع مهمی از انرژی وابسته است و تغییر قیمت این محصول برای ایران که واردکننده بنزین است اهمیت خاصی دارد. ازآنجاکه در کشورهایی همچون ایران، سهم بسزایی از کل درآمدهای دولت را درآمدهای ارزی حاصل از صادرات نفت و مشتقات نفتی تشکیل می‌دهد و نیز دلارهای زیادی را برای واردات بنزین پرداخت می‌کند، لذا پیش‌بینی درآمد هر سال و همچنین تنظیم برنامه و بودجه‌های سالانه جهت سرمایه‌گذاری عمرانی، توسعه منابع ارزی حاصل از صادرات غیر نفتی، ایمن‌سازی اقتصاد در برابر تغییرات نرخ ارز و ... برای این کشورها بسیار لازم و ضروری است.

علاوه بر این در طرح هدفمندی یارانه‌ها برنامه‌ریزی شده است که قیمت حامل‌های انرژی از جمله بنزین در کشور از ۹۰ درصد قیمت فوب خلیج‌فارس بالاتر نباشد. در واقع قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس به نوعی معیار قیمت‌گذاری بنزین در کشور قلمداد شده است. به همین دلیل انتظار می‌رود تغییرات قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس قیمت بنزین داخلی را تحت تأثیر قرار دهد. اهمیت این موضوع بخصوص زمانی بیشتر می‌شود که به نقش بنزین و قیمت آن در حمل‌ونقل شهری و جاده‌ای توجه کنیم. بر این اساس شناسایی رفتار گذشته قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس از اهمیت بالایی برخوردار است و پیش‌بینی مقدار آن در آینده نیز می‌تواند در برنامه‌ریزی مصرف بنزین در کشور نقش مهمی ایفا کند.

پیش‌بینی قیمت، تکنیکی است که توسط تحلیل‌های رگرسیونی یا میانگین متحرک انجام می‌شود. برای یک سری زمانی نیز می‌توان از مدل‌های خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA) استفاده کرد. مدل‌های ARIMA[1] و ARFIMA[2] همواره برای پیش‌بینی قیمت محصولاتی همچون نفت و بنزین و طلا استفاده می‌شود.

با توجه به مطالب ذکرشده هدف از نگارش این مقاله مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت بنزین فوب خلیج-فارس با استفاده از تکنیک‌های اقتصادسنجی سری‌های زمانی است که می‌تواند در برنامه‌ریزی قیمت و مصرف بنزین در کشور اهمیت بسیاری داشته باشد.

۲- مبانی نظری

در مورد قیمت بنزین عقاید مختلفی وجود دارد. گروه‌های موافق و مخالف تغییر قیمت، به‌صورت جدی از ابتدای دهه هفتاد در کشور مطرح‌شده و به‌ویژه در سال‌های اخیر ادامه یافته؛ ولی هنوز به جمع‌بندی قابل‌توجهی نرسیده است. اگرچه افزایش قیمت بنزین به‌عنوان یکی از راهکارهای کاهش مصرف و استفاده بهینه آن در کشور مطرح است؛ اما پیامدهای اعمال این سیاست برای برنامه‌ریزان اقتصادی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. به طور کلی، پیش‌بینی تغییرها و نوسان های قیمت حامل‌های انرژی می‌تواند اثرات مفیدی از جمله پیش‌بینی مصرف آینده و برنامه‌ریزی برای کاهش مصرف حامل‌های انرژی و استفاده بهینه و

جلوگیری از تورم در اقتصاد کشورها داشته باشد؛ و ازآنجاکه قرار است قیمت حامل‌های انرژی از جمله بنزین در ایران ۹۰ درصد قیمت فوب خلیج‌فارس باشد و همچنین چون ایران واردکننده بنزین می‌باشد لذا پیش‌بینی قیمت بنزین برای ایران دارای اهمیت ویژه‌ای است.

در واقع هدف پیش‌نگری نیست؛ بلکه می‌خواهیم رفتار گذشته یک متغیر را به آینده تعمیم بدهیم و مدلی را انتخاب کنیم که حداقل خطا را داشته باشد؛ یعنی برای این مقاله فقط از متغیرهای دوره قبل این محصول استفاده می‌کنیم و سایر متغیرهای تأثیرگذار بر قیمت بنزین از جمله قیمت نفت خام و هزینه حمل‌ونقل و مالیات و عوارض و غیره را در نظر نمی‌گیریم. پیش‌بینی قیمت می‌تواند به اجرای صحیح فرایندهای بهینه‌سازی تولید، بازاریابی و تدوین استراتژی‌های بازار کمک فراوانی بکند. علاوه بر این اطلاع از وضعیت آتی قیمت‌ها می‌تواند نقش مؤثری در تدوین سیاست‌های اقتصادی دولت داشته باشد. چرا که دولت سیاست‌های خود را نه فقط بر مبنای وضع موجود، بلکه بر مبنای پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت از متغیرهای کلیدی اقتصادی از جمله قیمت نفت و گاز، تدوین نموده و به مورد اجرا می‌گذارد. بدیهی است که میزان صحت پیش‌بینی‌ها از جمله رموز موفقیت این سیاست‌ها می‌تواند به شمار آید. چنین اهمیتی باعث شده است تحقیقات در زمینه مدل‌سازی و تکنیک‌های پیش‌بینی در چند دهه اخیر، با شتاب بیشتری مواجه شوند. همین شرایط باعث شده است پیش‌بینی در شاخه‌های مختلف علوم از قبیل زنجیره تأمین، برنامه‌ریزی حمل‌ونقل، شاخه‌های مختلف علم اقتصاد، مخابرات، تولید، پیش‌بینی هوا و شرایط جوی، زمین-لرزه کاربرد دارد.

قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس به‌عنوان یکی از شاخص‌های مهم خاورمیانه و اوپک شناخته می‌شود و کشورهای اطراف خلیج‌فارس که صادرکننده بنزین می‌باشند به این شاخص توجه ویژه‌ای دارند. قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس برای سال‌های ۲۰۰۹ تا ۲۰۱۲ به‌صورت هفتگی از سایت اوپک دریافت شده است؛ و وجود قیمت این شاخص در سایت اوپک نشان‌دهنده اهمیت قیمت این شاخص در میان شاخص‌های مختلف است.

در یک تقسیم‌بندی کلی روش‌های پیش‌بینی در سری‌های زمانی را می‌توان به دو دسته خطی و غیرخطی تقسیم کرد. پرکاربردترین روش پیش‌بینی خطی، روش ARIMA است. در سال‌های اخیر روش جدیدتری بر مبنای روش ARIMAابداع شده است که ARFIMA نام‌گذاری شده است. این روش‌ها در جهت پیش‌بینی و شناسایی ساختار گذشته سری‌های زمانی با کمترین خطا استفاده‌شده‌اند.

از آن جایی که فرآیندهای حافظه بلندمدت، مانا هستند این امکان وجود دارد که با بیشتر اجزای مدل ARMA بتوان فرآیند را تخمین زد؛ اما مدل‌هایی که این‌گونه تخمین زده‌شده‌اند به‌سختی با مقادیر واقعی تطبیق پیدا می‌کنند و تفسیرشان دشوار است. دلیل این دشواری، وجود ذات کوتاه‌مدت در پارامترهای فرآیند ARMA می‌باشد؛ اما در مقابل، مدل‌های ARFIMA از پارامتر d برای وابستگی بلندمدت و از پارامترهای ARMA برای وابستگی کوتاه‌مدت بهره می‌برد. همان طور که سوول[۳] (۱۹۹۲) بیان کرده است، استفاده از پارامترهای متنوع برای گونه‌های مختلف وابستگی، تخمین و تفسیر مدل‌ها را آسان می‌کند.

در این مقاله هدف بررسی میزان خطای پیش‌بینی این دو روش و مقایسه خطای آن ها است. همچنین برای محاسبه میزان خطای پیش‌بینی از شاخص‌های ریشه میانگین مربعات خطاها[۴]، میانگین قدر مطلق خطا[۵] و میانگین قدر مطلق درصد خطا[۶] استفاده شده است.

۳- پیشینه پژوهش

اکثر الگوسازی‌های باهدف پیش‌بینی با استفاده از شبکه‌های عصبی صورت گرفته است. در بعضی از تحقیقات نتیجه پیش‌بینی شبکه‌های عصبی با روش ARIMA مقایسه شده است. مدل ARIMA توانایی زیادی در پیش‌بینی کوتاه‌مدت دارد و در بسیاری از موارد این پیش‌بینی‌ها قابل‌اعتماد و اتکا هستند.

در زمینه پیش‌بینی قیمت بنزین می‌توان به مقاله ابریشمی و همکاران (۱۳۸۷) اشاره نمود که با استفاده از مدل شبکه عصبی GMDH به پیش‌بینی قیمت بنزین پرداخته‌اند. همچنین سلیمانی کیا (۱۳۸۷) نیز با استفاده از مدل شبکه عصبی GMDH به پیش‌بینی قیمت بنزین پرداخته‌اند. فرناندز[۷](۲۰۰۵) به بررسی پیش‌بینی قیمت کالاهای نفت خام و بنزین و گاز پرداخته است. وی در تحقیق خود از مدل شبکه عصبی و ARIMA استفاده نموده است. نتایج تحقیق وی نشان داد برای دوره‌های ۲ تا ۴ روزه مدل ARIMA پیش‌بین بهتری به‌دست می‌دهد. لین[۸] (۲۰۱۰) به بررسی پیش‌بینی قیمت طلا با استفاده از مدل‌های ARIMA و GARCH پرداخت. مطالعه او دوره تحقیق ۱۹۷۱ تا ۲۰۱۰ را با استفاده از داده‌های ماهانه برای پیش‌بینی قیمت طلا را مورد بررسی قرارداد. وی از روش تحقیق باکس – جنکینز برای ساختن مدل‌های آریما استفاده کرد. نتیجه تخمین نشان داد مدل ARIMA(1,1) مدل مناسبی برای پیش‌بینی قیمت طلا است. همچنین نشان داد مدل GARCH(1,1) نیز مدل مناسبی برای پیش‌بینی قیمت طلا می‌باشد. خالوزاده و همکاران (۲۰۰۱)، توانایی مدل های مختلف از جمله ARIMA، مدل خود رگرسیو با واریانس ناهمسان شرطی (ARCH) و شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی بلندمدت شاخص قیمت سهام تهران مورد بررسی قرار دادند. نتایج مطالعه آن ها نشان داد مدل ARIMA نسبت به مدل ARCH در کوتاه‌مدت توانایی بیشتری در پیش‌بینی دارد. عماد حیدر[۹] (۲۰۰۹) با استفاده از مدل ARIMA و GARCH به پیش‌بینی قیمت نفت خام و مقایسه دو مدل پرداخته است. وی نشان داد مدل GARCH نسبت به مدل ARIMA برآورد بهتری ارائه می‌کند و میزان خطای کمتری دارد. تکاز[۱۰] (۲۰۰۱) دقت پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی بخش صنعت در کانادا را با استفاده از مدل ANN و ARIMA مورد مقایسه قرارداد. نتایج حاکی از آن بود که فرآیند ARIMA برتری بیشتری در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی دارد. وو و لو[۱۱] (۱۹۹۳) قیمت سهام را پیش‌بینی کردند. نتایج مطالعه آن ها نشان داد که در پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سهام آمریکا، شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش ARIMA پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را ارائه می‌کند اما در بلندمدت فرآیند ARIMA توانایی بیشتری در پیش‌بینی دارد.

مدل‌های ARFIMA در ابعاد گوناگونی از بازارهای پولی و مالی بررسی شده است. از جمله می‌توان به تحقیق های انجام‌شده در زمینه بررسی وجود حافظه بلندمدت در سری‌های زمانی نرخ ارز، نرخ بهره، نرخ

تورم، قیمت‌ها و بازده سهام در کشورهای مختلف اشاره کرد. لیکن این موضوع در بازار بین‌المللی نفت و مشتقات آن که یکی از بازارهای مالی مهم است تا کنون به طور گسترده بررسی نشده است. در این زمینه تنها می‌توان به مطالعه های صورت گرفته توسط الوارز ، رمایرز و همکاران[۱۲] (۲۰۰۸)، الدر و سرلتیس[۱۳] (۲۰۰۸) اشاره کرد. الوارز ، رمایرز و همکاران (۲۰۰۲) قیمت‌های روزانه نفت خام برنت، نفت خام WTI و نفت خام دبی را در دوره‌های زمانی ۱۹۸۱ تا ۲۰۰۲ بررسی نمودند. همچنین الوارز - رمایرز (۲۰۰۸) قابلیت پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازارهای نفت خام مطالعه کردند. در این مطالعه خودهمبستگی‌های قیمت نفت خام در بازارهای بین‌المللی بر اساس برآورد پویایی‌های نمای هرست برای بازده‌ها بررسی شده است. محمودی و محمدی (۱۳۸۹) به بررسی روند حافظه بلندمدت در بازارهای جهانی نفت با استفاده از مدل ARFIMA پرداختند. آن ها با استفاده از روش‌های مختلف نشان دادند بازار نفت برنت و WTI دارای حافظه بلندمدت نیست. همچنین در تحقیقی دیگر محمدی و چیت‌سازان (۱۳۹۰) با استفاده از مدل ARFIMA، حافظه بلندمدت بورس اوراق بهادار تهران را بررسی کردند. آن ها نشان دادند بورس اوراق بهادار تهران دارای حافظه بلندمدت می‌باشد و برای پیش‌بینی در این بازار می‌توان از مدل آرفیما استفاده کرد. همچنین ابریشمی و همکاران (۱۳۸۹) به پیش‌بینی قیمت گازوئیل خلیج‌فارس مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته‌اند. در این مقاله بیان شده است که قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی قیمت، بیشتر از سایر مدل‌ها است و خطای کمتری دارد.

۴- روش تحقیق

فرایند عمومی ARIMA(p,d,q) را می‌توان به‌صورت رابطه زیر نوشت:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \qquad (۱)$$

در فرایند ARIMA(p,d,q)، d،p و q به ترتیب بیان‌گر تعداد جملات فرایند خود رگرسیون، مرتبه انباشتگی و تعداد جملات فرایند میانگین متحرک هستند. درصورتی‌که سری زمانی مورد مطالعه مانا باشد d برابر صفر خواهد بود که در نتیجه فرایند ARIMA(p,d.q) تبدیل به فرایند ARMA(p,q) می‌شود. ازآنجاکه اغلب متغیرهای اقتصادی نا مانا هستند، برای این متغیرها d برابر یک است.

برای تخمین الگوی ARIMA یا ARMA از روش باکس - جنکینز استفاده می‌شود که دارای ۴ مرحله است (ابریشمی، ۱۳۹۰). مرحله اول شناسایی است که در این مرحله مقادیر واقعی p، d و q باید تعیین می‌شوند. در این مرحله از آزمون‌های متعددی بهره گرفته می‌شود. از جمله این آزمون‌های می‌توان به نمودار همبستگی (ACF) یا نمودار همبستگی جزئی (PACF) و آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته اشاره کرد. همچنین در این مرحله از معیارهای آکائیک و شوارتز زیاد استفاده می‌شود. در مرحله دوم بعد از شناسایی شاخص‌های اصلی و تعداد جملات وقفه AR و MA پارامترهای مدل با استفاده از روش حداقل مربعات برآورد می‌شوند. در این مرحله در بعضی موارد به‌جای روش حداقل مربعات از روش حداکثر درستنمایی

استفاده می‌شود. در مرحله سوم پس از انتخاب مدل ARIMA و تخمین پارامترهای آن، دقت و اعتبار الگو مورد بررسی و آزمون قرار می‌گیرد. در این مرحله از آزمون‌های تکی و کلی رگرسیون استفاده می‌شود. مرحله چهارم، پیش‌بینی است. در این مرحله با استفاده از الگوی برآورد شده به پیش‌بینی سری زمانی در داخل نمونه و یا خارج نمونه اقدام می‌شود.

مدل ARFIMA

نقطه آغازین مربوط به فرآیندهای انباشته‌ی کسری این حقیقت بوده است که بسیاری از سری‌های اقتصادی و مالی نه I(0) هستند و نه I(1). آن ها در وقفه‌های بسیار طولانی خودهمبستگی‌های معنی‌داری از خود نشان می‌دهند که از آن به‌عنوان «میرایی هیپربولیک» نام‌برده می‌شود. وقتی از این سری یک بار تفاضل گرفته شود، به نظر می‌رسد یک بار تفاضل‌گیری برای آن زیاد باشد(Banerjee & Urga, 2005)؛ بنابراین، یک طبقه مفید از مدل‌ها برای یک سری زمانی که دارای رفتار حافظه بلندمدت است، فرآیند ARFIMA(P,d,q) است. این فرآیندها بسط فرآیندهای خودرگرسیو میانگین متحرک انباشته ARIMA است که در آن پارامتر تفاضل‌گیری می‌تواند عددی غیر صحیح را اختیار کند. (Man & Tiao, 2006)

اقتصاددانان با توجه به مطالعات محققانی چون مندلبرت و نس[۱۴] (۱۹۶۸)، گرنجر و جویوکس[۱۵] (۱۹۸۰) و هوسکینگ[۱۶] (۱۹۸۱) و دیگران، با فرایند ARFIMA آشنا شدند. برای سری زمانی نامانای $\{x_t\}$ مدل ARFIMA(p,d,q) به‌صورت کلی زیر تعریف می‌شود:

$$\Phi(L)\,(1-L)^d\,(x_t)=\theta(L)\varepsilon_t \qquad (۲)$$

که در آن ε_t نوفه سفید است. L، عملگر وقفه و $(1-L)^d$ عملگر تفاضل‌گیری کسری است و $d\in(-0.5, 0.5)$ است. چندجمله‌ای‌های $\Phi(L)= 1 - \phi_1L - \phi_2L^2 - \dots - \phi_pL^p$ ، $\theta(L)= 1 - \theta_1L - \theta_2L^2 -\dots- \theta_qL^q$ به ترتیب نشان‌دهنده فرایندهای AR و MA هستند. شرط لازم و کافی برای این که بتوان سری $\{x_t\}$ را دارای یک فرایند ARFIMA دانست، این است که فرایند $x_t(1-L)^d$، یک فرایند ARMA باشد. برای محاسبه $(1-L)^d$ باید از بسط دو جمله‌ای به ترتیب زیر استفاده کرد (Altar & Bardos 2008):

$$(1-L)^d = 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2!}L^2 - \dots \qquad (۳)$$

با محاسبه $(1-L)^d$ یک جزء دیگر نیز در معادله ۲ مشخص می‌شود و مدل آرفیمای ما کامل می‌شود.

داده‌های مورد استفاده در این مقاله قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس به‌صورت هفتگی از سال ۲۰۰۹ تا سال ۲۰۱۲ است. داده‌ها از سایت اوپک به‌دست آمد. داده‌های موجود در ابتدا به دو بخش تقسیم شدند. دوره نخست که شامل دوره ۲۰۰۹/۱/۵ تا ۲۰۱۲/۵/۲۱ است که برای برآورد الگوی اصلی مورد استفاده قرار گرفت. دوره دوم، شامل دوره زمانی ۲۰۱۲/۵/۲۸ تا ۲۰۱۲/۶/۲۵ است که برای اعتبارسنجی و پیش‌بینی درون نمونه‌ای توسط مدل‌های ARIMA و ARFIMA و برای هفته‌های بعد از آن مورد استفاده قرار گرفت.

برای ساخت الگوها ابتدا بایستی مانایی سری مربوطه را با استفاده از آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته بررسی کرد. دلیل نیاز به داده‌های مانا این است که هر مدلی که از این داده‌ها به‌دست می‌آید را می‌توان باثبات دانست و آن را مبنای معتبری برای پیش‌بینی به شمار آورده و ساختار آن را به سایر دوره‌های زمانی تعمیم داد. بدیهی است درصورتی‌که سری زمانی مانا نباشد ساختار آن در قسمتی از سری زمانی را نمی‌توان به بقیه دوره‌های زمانی تعمیم داد در مرحله بعد برای استفاده از مدل ARIMA باید تعداد جملات خودرگرسیو (p) و تعداد جملات میانگین متحرک (q)، با استفاده از توابع خودهمبستگی (AC) و خودهمبستگی جزئی (PAC) بر اساس مراحل باکس ، جنکینز محاسبه شود. حال باید بررسی کرد چه ترکیبی از AR و MA برای پیش‌بینی هفتگی قیمت بنزین بهینه است. معادلات مختلف از ترکیب AR و MA بررسی می‌شوند و ترکیبی که معنادار است و کمترین آکائیک را دارد انتخاب می‌کنیم.

برای استفاده از مدل ARFIMA نیز در ابتدا باید دید مدل دارای حافظه بلندمدت است یا خیر. نرم‌افزار STATA12 برای تخمین پارامترها از روش حداکثر درست نمایی[۱۷]استفاده می‌کند و با استفاده از این روش برای بررسی حافظه بلندمدت از آماره[۱۸]GPH استفاده می‌کند. در این آزمون فرضیه صفر عدم وجود حافظه بلندمدت و فرضیه مقابل وجود حافظه بلندمدت در سری زمانی می‌باشد. لذا، چنانچه آمار آزمون تفاوت معناداری از صفر داشته باشد، فرضیه صفر یعنی عدم وجود حافظه بلندمدت را نمی‌توان رد کرد.

آزمون GPH:

پورتر ، هوداک (۱۹۸۳) یک روش شبه غیرخطی[۱۹] برای آزمون وجود حافظه بلندمدت بر اساس فرآیند جمعی کسری حافظه بلندمدت یک سری زمانی ارائه دادند. به طور خاص چگالی طیفی فرآیند جمعی کسری X_t به‌صورت زیر است: (Zivot & Wang, 2002)

$$f(w) = \left[4\sin^2\left(\frac{w}{2}\right)\right]^{-d} f_u(w) \qquad (۴)$$

که در آن w، دامنه‌ی فوریر[۲۰] می‌باشد و $f_u(w)$ چگالی طیفی مرتبط با u_t است. باید توجه داشت که تفاضل کسری پارامتر d توسط فرآیند زیر قابل محاسبه است:

$$\ln f(w) = \beta - d\ln\left[4\sin^2\left(\frac{w_j}{2}\right)\right]^{-d} + e_j \qquad (۵)$$

که در آن $j=1,2,\ldots,n_f(T)$ است. پورتر ، هوداک (۱۹۹۳) نشان دادند که با استفاده از تخمین دوره‌ای $f(w_j)$، تخمین حداقل مربعات d که از فرمول بالا به‌دست می‌آید اگر $n_f(T)=T^{\alpha}$ که $0<\alpha<1$ در نمونه‌های بزرگ توزیع نرمال دارد:

$$\hat{d} = N(d, \frac{\pi^2}{6\sum_{j=1}^{n_f}(U_j - \bar{U})^2}) \qquad (۶)$$

که

$$U_j = ln\left[4sin^2(\frac{w_j}{2})\right] \quad (۷)$$

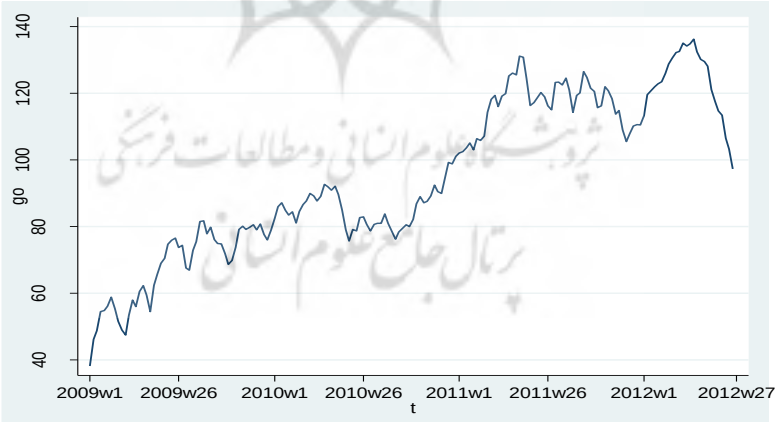
و $\ddot{U}$ میانگین نمونه‌ای U_j است که $j=1,\ldots,n_f$ می‌باشد. تحت فرض H_0 عدم وجود حافظه بلندمدت (d=0) آماره آزمون t دارای توزیع نرمال محدود است.

$$t_{d=0} = \hat{d}.(\frac{\pi^2}{6\sum_{j=1}^{n_f}(U_j - \bar{U})^2})^{-1/2} \quad (۸)$$

اگر مقدار d بین ۰٫۵ و ۰٫۵- باشد تأیید می‌شود که مدل دارای حافظه بلندمدت است. آزمون GPH را انجام می‌دهیم تا مقدار d برای ما مشخص شود. اگر مقدار d بیشتر از این محدوده باشد به سراغ تفاضل گیری و مانا کردن سری می‌رویم. پس از مانا شدن سری مربوطه نوبت به تعیین مرتبه AR و MA است. بهترین ترکیب AR و MA انتخاب می‌شود. برای اطمینان از ترکیب انتخاب‌شده آزمون خودهمبستگی نیز انجام می‌شود؛ و در مرحله آخر نیز نوبت به پیش‌بینی و مدل‌سازی قیمت می‌رسد.

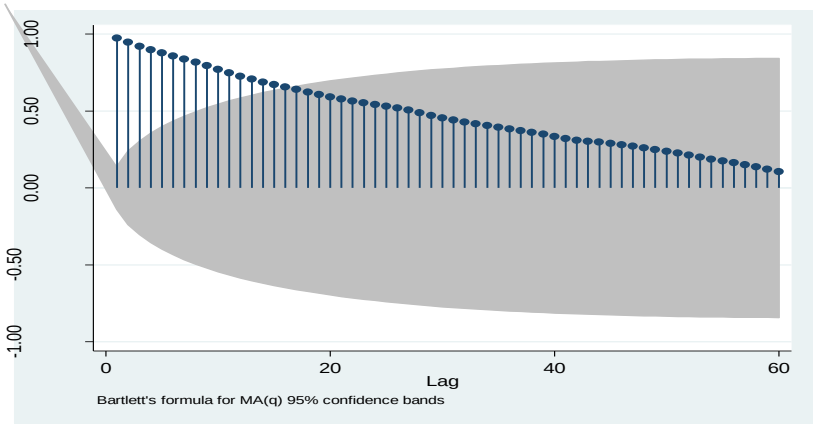
۵- نتایج و بحث

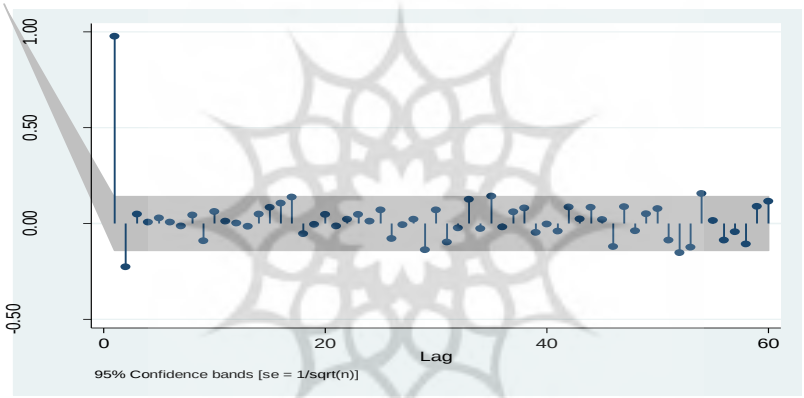
برای بررسی مانایی سری زمانی قیمت بنزین ابتدا نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی رسم شدند. این نمودارها همان طور که در ذیل مشاهده می‌شود نشان‌دهنده نا مانایی سری هستند. نمودار زیر مربوط به قیمت هفتگی بنزین فوب خلیج‌فارس در طول سال‌های ۲۰۰۹ تا ۲۰۱۲ است.



نمودار ۱– نمودار قیمت هفتگی بنزین فوب خلیج‌فارس

مأخذ: یافته‌های تحقیق





نمودار ۲- نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی

منبع: یافته‌های تحقیق

برای آزمون دقیق مانایی سری زمانی از آزمون دیکی ، فولر تعمیم‌یافته استفاده شد. نتایج آزمون دیکی ، فولر تعمیم‌یافته در جدول ۱ ملاحظه می‌شود.

جدول ۱- آزمون ریشه واحد برای سری مربوطه

	آماره t	احتمال
آماره دیکی- فولر	-۲,۴۹۰	۰,۱۴
مقادیر بحرانی	در سطح ۱٪ -۳,۴۸۳	
	در سطح ۵٪ -۲,۸۸۵	

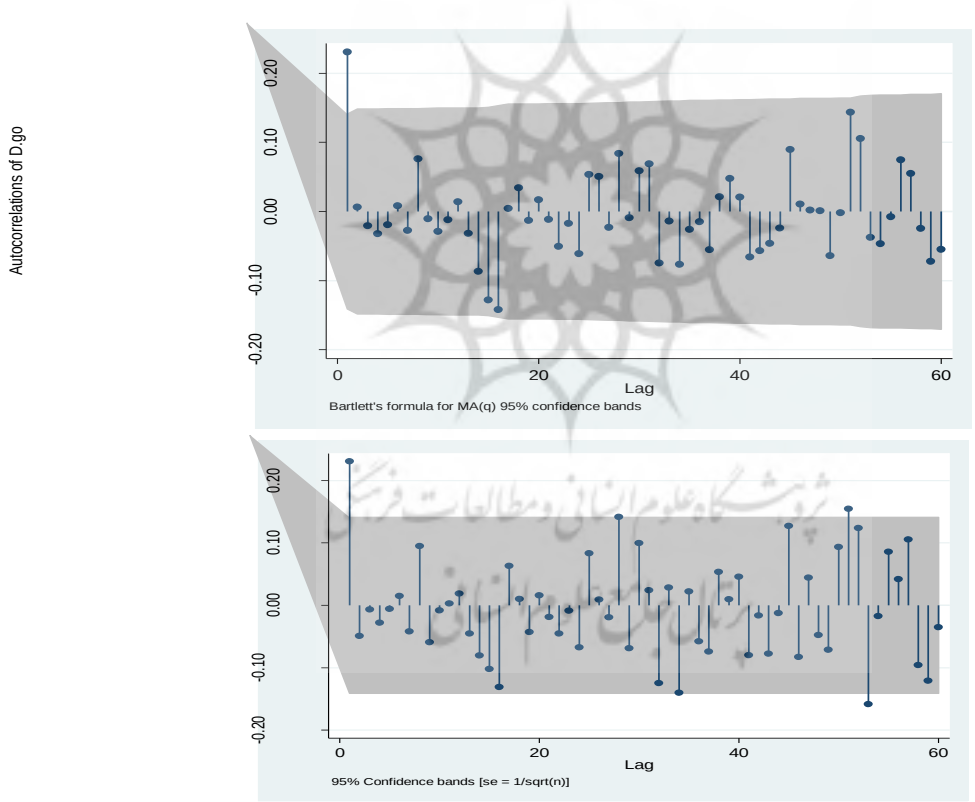
منبع: یافته‌های تحقیق

مطابق جدول بالا قیمت فوب خلیج‌فارس بنزین در سطح مانا نیست چرا که فرضیه صفر دارا بودن ریشه واحد برای آن رد نشده است. برای پی بردن به درجه انباشتگی سری زمانی، مانایی تفاضل مرتبه اول سری زمانی مجدداً با آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته آزمون شد. نتیجه در جدول ۲ ملاحظه می‌شود.

جدول ۲- آزمون ریشه واحد برای سری مربوطه

	آماره t	احتمال
آماره دیکی- فولر	-۱۰,۵۰۵	۰,۰۰۰
مقادیر بحرانی	در سطح ۱٪ -۳,۴۸۳	
	در سطح ۵٪ -۲,۸۸۵	

منبع: یافته‌های تحقیق



نمودار ۳- نتایج آزمون خودهمبستگی بعد از یک‌بار تفاضل‌گیری

منبع: یافته‌های تحقیق

مطابق جدول ۲ تفاضل مرتبه اول سری مورد مطالعه دارای ریشه واحد نیست؛ بنابراین سری مورد نظر بعد از یک بار تفاضل‌گیری مانا شده است. به‌عبارت‌دیگر سری زمانی قیمت فوب خلیج‌فارس برای بنزین انباشته از درجه یک یا I(1) است. همان طور که در نمودارهای ذیل ملاحظه می‌شود، نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزیی نشان مانا بودن تفاضل اول سری مورد مطالعه است.

در مرحله بعد برای تعیین درجه خودرگرسیون و میانگین متحرک الگوهای مختلف با درجه های مختلف این دو فرایند برآورد شدند. از بین این الگوها با توجه به معیار شوارتز و معناداری ضرایب درجه بهینه فرایندهای مزبور انتخاب شد. بر این اساس مدل بهینه ARIMA(1,1,0) انتخاب شد. نتیجه برآورد این الگو در جدول ۳ ملاحظه می‌شود.

جدول ۳ - نتایج حاصل از تخمین فرایند ARIMA(1,1,0)

متغیر	توضیحات	ضریب	انحراف معیار	احتمال
C	عرض از مبدأ	۰/۳۲۹۶	۰/۳۱۸۵	۰/۳۰۱
AR(1)	قیمت بنزین با یک وقفه	۰/۲۴	۰/۰۷۸	۰/۰۰۲
آماره‌ها	Likelihood	مقدار آکاییک	آماره شوارتز	MSE
	-۴۶۲/۶۴۷	۹۳۱,۲۹	۹۴۰,۸۸	۹,۷۳

منبع: یافته‌های تحقیق

برآورد الگوی ARFIMA

ابتدا با استفاده از رابطه (۵) مقدار d توسط فرآیند GPH تخمین زده شد. مقدار آماره d برابر با ۱/۳۲۷ به‌دست آمد. طبق رابطه (۸) آماره آزمون t برای فرض H_0: d=0 به‌دست آمد. با مقایسه این آماره با جدول t، عدم وجود حافظه بلندمدت در فاصله اطمینان ۹۵ درصد تأیید شد. همچنین با توجه به اینکه مقدار آماره d بایستی در فاصله (۰,۵ و ۰,۵-) باشد تا مدل دارای حافظه بلندمدت باشد، می‌توان تشخیص داد که مدل دارای حافظه بلندمدت نیست.

پس به سراغ تفاضل‌گیری رفتیم. با یک‌بار تفاضل‌گیری مقدار آماره d برابر با ۰/۰۸۶- به‌دست آمد. این مقدار در فاصله (۰,۵ و ۰,۵-) است یعنی مدل ما با یک‌بار تفاضل‌گیری دارای حافظه بلندمدت است.

مرحله بعد نوبت به انتخاب AR و MA رسید. بهترین ترکیبی که برای AR و MA پیدا شد مدل ARFIMA(6, 0.22,6) است.

جدول ۴- نتایج حاصل از تخمین فرایند ARFIMA(۶،۰،۲۲،۶)

متغیر	توضیحات	ضریب	انحراف معیار	آماره z	احتمال
d	مقدار تفاضل	۰/۲۲	۰/۰۷۳	۳/۰۱	۰/۰۰۳
C	عرض از مبدأ	۰/۲۴۶	۰/۶۹۸	۰/۳۵	۰/۷۲
AR(2)	قیمت بنزین با دو وقفه	۰/۵۶۴	۰/۲	۲/۸۲	۰/۰۰۵
AR(6)	قیمت بنزین با شش وقفه	-۰/۴۱۲	۰/۱۴	-۲/۸۵	۰/۰۰۴
MA(2)	جمله اخلال با دو وقفه	-۰/۷۰۲	۰/۱۵۳	-۴/۵۸	۰/۰۰۰
MA(6)	جمله اخلال با شش وقفه	۰/۵۲۸	۰/۱۰۶	۴/۹۴	۰/۰۰۰
آماره‌ها	Likelihood	آماره آکائیک	شوارتز	MSE	
	-۴۶۰/۹۷	۹۳۵,۹۴	۹۵۸,۳۲	۹,۵۸	

مأخذ: یافته‌های تحقیق

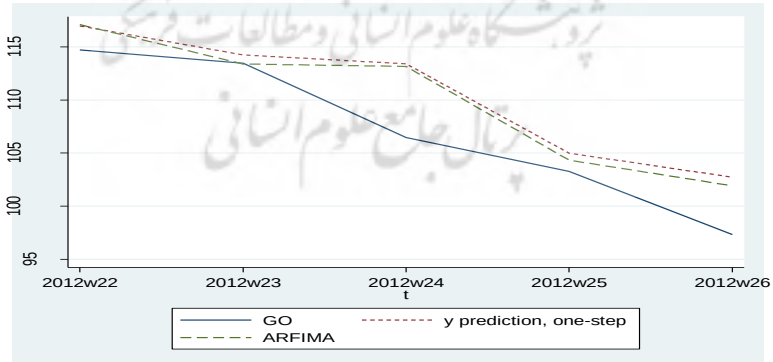
مقادیر حاصل از پیش‌بینی و مقادیر واقعی در جدول ۵ آمده است:

جدول ۵- پیش‌بینی قیمت بنزین با استفاده از مدل ARIMA و ARFIMA

تاریخ	قیمت واقعی	برآورد ARIMA	برآورد ARFIMA
۲۰۱۲/۵/۲۸	۱۱۴,۷۰	۱۱۶,۹۶	۱۱۷,۰۸
۲۰۱۲/۶/۴	۱۱۳,۴۶	۱۱۴,۲۳	۱۱۳,۳۸
۲۰۱۲/۶/۱۱	۱۰۶,۴۷	۱۱۳,۴۰	۱۱۳,۱۵
۲۰۱۲/۶/۱۸	۱۰۳,۲۷	۱۰۴,۹۹	۱۰۴,۳۳
۲۰۱۲/۶/۲۵	۹۷,۳۳	۱۰۲,۷۳	۱۰۱,۹۳

منبع: یافته‌های تحقیق

نمودار مربوط به پیش‌بینی ۵ هفته اخیر توسط مدل ARIMA و ARFIMA نیز به‌صورت زیر است:



نمودار ۴- مقایسه مدل ARIMA و ARFIMA در پیش‌بینی ۵ هفته آخر

منبع: یافته‌های تحقیق

همان طور که از جدول ۵ و نمودار ۴ مشخص است دقت برآورد مدل ARFIMA بهتر از مدل ARIMA است. برای اطمینان از برآورد انجام‌شده آزمون خودهمبستگی را نیز انجام دادیم. نتایج زیر به‌دست آمد:

جدول ۶- نتایج آزمون خودهمبستگی

مدل	Prob chi^2
ARIMA	۰,۹۸
ARFIMA	۰,۹۹

منبع: یافته‌های تحقیق

مشاهده می‌شود که فرضیه H_0 مبنی بر عدم وجود خودهمبستگی برای هر دو مدل ARIMA و ARFIMA رد نمی‌شود یعنی مدل ما دارای خودهمبستگی نیست. نتایج حاصل از خطاهای پیش‌بینی نیز به‌صورت زیر به‌دست آمد:

جدول ۷- میزان خطاهای حاصل از پیش‌بینی مدل ARIMA و ARFIMA

مدل	RMSE	MSE	MAE	MAPE
ARIMA	۳,۱۲	۹,۷۳	۲,۴۶	۱,۳
ARFIMA	۳,۱۰	۹,۵۸	۲,۴۱	۱,۲۱

منبع: یافته‌های تحقیق

مشاهده می‌شود که میانگین خطای مدل ARFIMA بسیار کمتر است.

برای این پژوهش می‌توان مدل پیش‌بینی برای هفته‌های آتی را نیز به‌دست آورد.

مدل اتورگرسیو AR(p) به‌صورت زیر است:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (۴)$$

Y_t، Y_{t-1}، Y_{t-2}، Y_{t-p} به ترتیب متغیر وابسته در زمان t، t-1، t-2 و t-p است.

مدل میانگین متحرک MA(q) نیز به‌صورت زیر است:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \ldots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \qquad (۵)$$

μ میانگین ثابت فرایند و ε جزء اخلال.

از جمع‌بندی مدل AR و MA مدل کلی ARMA(p,q) به‌دست می‌آید:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \qquad (۶)$$

با استفاده از نتایج مقاله می‌توان مدل زیر را به‌دست آورد:

$$Y_t = 0.329 + 0.24Y_{t-1} \quad (۷)$$

مدل ARFIMA

$$(1-0.56L^2+0.41L^6)(1-L)^{1.22}y_t = 0.74\varepsilon_{t-2}-0.53\varepsilon_{t-6} + 0.24 \quad (۸)$$

با استفاده از معادلات (۷) و (۸) می‌توان قیمت بنزین را برای هفته‌های بعد پیش‌بینی کرد.

جدول ۸- پیش‌بینی آینده قیمت بنزین

تاریخ	برآورد ARIMA	برآورد ARFIMA
۲۰۱۲/۷/۲	۹۵،۶۱	۹۶

منبع: یافته‌های تحقیق

نتیجه‌گیری و پیشنهادها:

پیش‌بینی قیمت نقش بسیار مؤثری در بهینه‌سازی تولید و مصرف و استراتژی بازار دارد. همچنین می‌تواند در سیاست‌های دولت نیز نقش مهمی ایفا کند زیرا این پیش‌بینی‌ها برای دولت‌ها بسیار مهم هستند و دولت‌ها سیاست‌های خود را بر اساس این پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت از مؤلفه‌های کلیدی اقتصاد از جمله نفت و بنزین و گاز تدوین و اجرا می‌کنند. ایران به دلیل داشتن مخازن نفت و تبدیل نفت به بنزین، جایگاه مناسبی در خاورمیانه و جهان دارد. به همین دلیل پرداختن به این حامل‌های حیاتی و بررسی و پیش‌بینی آینده این محصولات بسیار مهم است.

هدف از این پژوهش، برآورد و ارائه مدل مناسب برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت بنزین فوب خلیج‌فارس است. برای این منظور از مدل ARIMA و ARFIMA در این پژوهش استفاده شد. در این تحقیق نشان داده شد مدل ARFIMA توانایی بالایی در پیش‌بینی قیمت دارد و میانگین خطای کمی دارد. در بیشتر سری‌ها اثر ARCH مشاهده نشد. می‌توان گفت در پیش‌بینی کوتاه‌مدت مدل ARIMA و ARFIMA بر مدل ARCH برتری دارد. در طول تحقیق مشاهده شد مقدار خطا بسیار کم بود و این قابلیت اعتماد مدل را افزایش می‌دهد. همان هدفی که از ابتدای تحقیق به دنبال آن بودیم. همچنین مشاهده شد مدل ARFIMA از ARIMA دقیق‌تر است پس پیشنهاد می‌شود برای پیش‌بینی قیمت محصولات مختلف از مدل ARFIMA استفاده شود که خطای کمتری نسبت به مدل ARIMA دارد.

فهرست منابع

۱) ابریشمی و دیگران، (بهار ۱۳۸۹). «پیش‌بینی قیمت گازوئیل خلیج فارس، مبتنی بر تحلیل تکنیکی و شبکه‌های عصبی». فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی// سال هفتم/ شماره ۲۴/ ص ۱۷۱-۱۹۲.

۲) ابریشمی و دیگران. پاییز ۱۳۸۷. «مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت بنزین با استفاده از شبکه عصبی GMDH». فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران/ سال دوازدهم/ شماره ۳۶/ ص ۳۷-۵۸.

۳) ابریشمی و دیگران. بهار ۱۳۸۶. «ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی قیمت با استفاده از مدل ARCH». مجله تحقیقات اقتصادی/ شماره ۷۸/ صفحات ۱-۲۱.

۴) خالوزاده، حمید و دیگران، (۱۳۷۷). پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس تهران با استفاده از مدل‌های خطی و غیرخطی، مجله علمی- پژوهشی مدرّس، دانشگاه تربیت مدرّس.

۵) سلیمانی کیا، فاطمه. مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت بنزین با استفاده از شبکه عصبی GMDH. پایان‌نامه کارشناسی ارشد اقتصاد انرژی. دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران. بهار ۱۳۸۷.

۶) محمدی، شاپور و چیت‌سازیان، هستی، (زمستان ۱۳۹۰). «بررسی حافظه بلندمدت بورس اوراق بهادار تهران». نشریه تحقیقات اقتصادی دانشگاه تهران/ شماره ۹۷/ ص ۲۰۲-۲۲۱.

۷) محمدی و دیگران. پاییز ۱۳۸۹. «بررسی روند حافظه بلندمدت در بازارهای جهانی نفت. فصلنامه تحقیقات مدلسازی اقتصادی»/ شماره ۱ / ص ۲۹- ۴۸.

8) Alvarez-Ramirez, Jose and Cisneros, Myriam, (2002), "Multifractal Hurst analysis of crude oil prices", Physica A 313, 651-670.

9) Alvarez-Ramirez, Jose, Alvarez, Jesus, and Rodriguez, Eduardo, (2008), "Shortterm predictability of crude oil markets: Adetrended fluctuation analysis approach", Energy Economics 30, 2645-2656.

10) Fernandez,v (2005). "Forecasting commodity prices by classification methods: The cases of crude oil and natural gas spot prices".

11) Imad Haidar, Siddhivinayak Kulkarni: "Daily prediction of short-term trends of crude oil prices". Frontiers of Computer Science in China 3(2): 177-191 (2009)

12) Khaloozadeh, H., Khaki, S. and Caro, L. 2001. "Long Term Prediction of Tehran. Price Index (TEPIX) Using Neural Network". Proceeding of the 2nd Iran Armenian Workshop on Neural Networks, 139-145.

13) Lin,J (2010). "Empirical study of Gold price Based on ARIMA and GARCH Models", Stockholm's universities.

14) Tkacz, G. 2001. Neural Network Forecasting of Canadian GDP Growth International Journal of Forecasting, 17: 57-69.

15) Wu, S. I. and Lu, R. P. 1993. "Combining Artificial Neural Network and Statistics for Stock Market". Forecasting, 257-264

یادداشت‌ها

[1]. Auto-Regressive Integrated Moving Average
[2]. Auto-Regressive Fractionally Integrated Moving Average
[3]. Sowell (1992a)
[4]. RMSE
[5]. MAE
[6]. MAPE
[7]. Fernandez (2005)
[8]. Lin (2010)
[9]. ImadHaidar (2009)
[10]. Tkacz (2001)
[11]. Wu and Lu (1993)
[12]. Alvarez-Ramirez et al.
[13]. Elder and Serletis
[14]. Mandelbrot and Ness
[15]. Granger and Joyeux
[16]. Hosking
[17]. Maximum Likelihood
[18]. Geweke and Porter-Hudak (1983)
[19]. Semi-nonparametric approach
[20]. Jean Baptiste Joseph (1768-1830), French mathematician and physicist

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی