

آزمون نظریه آشوب و پیش‌بینی قیمت‌های آتی صنایع فراورده‌های نفتی

مهرداد جزمکی^۱

رحیم دباغ^{۲*}

سهراب بهنیا^۳

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۱/۲۰

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۲/۲۲

چکیده

امروزه به‌خاطر قابلیت‌های نظریه‌های آشوب و شبکه عصبی و به‌کارگیری این دو مدل در بازارهای مالی به‌خصوص بازار فراورده‌های نفتی موردتوجه خاصی قرار گرفته است. در این پژوهش، مقادیر قیمت روزانه سهام فراورده نفتی ایران در طی آذر ماه ۱۳۸۶ تا خرداد ماه ۱۳۹۶ مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به ماهیت غیرخطی داده‌های مالی، نظریه آشوب به‌منظور مطالعه میزان آشوبناکی سری زمانی مورد استفاده قرار گرفته است. نظریه آشوب بر مبنای نمای لیاپانف و بُعد فراکتالی به مطالعه سری‌های زمانی ناشی از سیستم‌های دینامیکی غیرخطی اقدام می‌کند. در نظریه آشوب ابتدا با استفاده از نمودارهای لیاپانف و سطح مقطع پوانکاره و اندازه‌گیری بُعد همبستگی امکان وجود آشوب در سری زمانی ارزش روزانه سهام فراورده نفتی ایران بررسی شده است. در ادامه، با استفاده از تخمین زمان تأخیر به‌دست‌آمده از روش میانگین اطلاعات متقابل و همچنین بُعد محاط با به‌کارگیری از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه‌های کاذب، نمودار لیاپانف ترسیم شده است. نتایج نمودارهای لیاپانف و سطح مقطع پوانکاره دلالت بر وجود آشوب در سری زمانی تحت بررسی دارد. با توجه به اثبات آشوب در این سری زمانی، غیرخطی بودن آن نتیجه گرفته شد؛ بنابراین، برای پیش‌بینی قیمت‌های آتی سهام فراورده نفتی کشور یک شبکه عصبی مناسب طراحی و بهترین الگو انتخاب گردید و آن با ضریب همبستگی ۰.۹۹ حاکی از دقت خوب در مدل‌سازی قیمت این صنایع دارد و می‌تواند جهت پیش‌بینی قیمت آتی آن مورد استفاده قرار گیرد.

کلید واژه‌ها: آشوب، بهبود پیش‌بینی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌های دینامیکی غیرخطی، سری‌های زمانی.

طبقه‌بندی JEL: E17, Q47, C45, C61, C53, C55

Email: m.jozmaleki@ine.uut.ac.ir

Email: r.dabbagh@uut.ac.ir

Email: s.behnia@sci.uut.ac.ir

۱. کارشناس ارشد مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی ارومیه

۲. دانشیار گروه مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی ارومیه (*نویسنده مسئول)

۳. استاد گروه فیزیک، دانشگاه صنعتی ارومیه

۱. مقدمه

صنعت نفت شامل بسیاری از شرکت‌هایی است که در حوزه نفت (اکتشاف یا تولید)، استخراج و پالایش نفت خام مشغول به فعالیت هستند. در واقع به لحاظ مفهومی در کل، شرکت‌های تولیدکننده و پالایش نفت در این حوزه به‌عنوان "صنعت نفت" شناخته می‌شوند. بدون شک این صنعت بسیار بزرگ بوده و علاوه بر فرایندهای اکتشاف، استخراج و پالایش، فعالیت‌های حمل‌ونقل (از طریق تانکر و لوله) و بازاریابی فراورده‌های نفتی را در برمی‌گیرد. نفت برای بسیاری از صنایع دیگر حائز اهمیت و بسیار مهم و حیاتی بوده و در تمدن صنعتی امروزه از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است و یکی از عوامل اثرگذار بر شاخص قیمت سهام قیمت نفت و نوسانات نفتی است (فطرس و هوشیدری، ۱۳۹۶). در واقع به همین دلیل است که به‌عنوان کالایی استراتژیک به شدت مورد توجه بسیاری از کشورها قرار گرفته است. این انرژی عمده‌تاً در چهار حوزه حمل‌ونقل، مصارف خانگی، بخش تجاری و بخش صنعت مورد استفاده قرار می‌گیرد. از میان منابع مختلف انرژی (از قبیل نفت، گاز طبیعی، زغال‌سنگ، انرژی‌های تجدید ش‌دنی و انرژی هسته‌ای) سهم نفت و فراورده‌های آن بالاترین سهم (۳۷ درصد) را دارا می‌باشد (حیدری و بابایی، ۲۰۱۴).

به‌دلیل در اختیار داشتن حدود نیمی از صادرات نفت خام جهان توسط کشورهای عضو اوپک (۹۲/۶ میلیون بشکه تولیدات روزانه نفت خام در سال ۲۰۱۷، ۳۹/۴ میلیون بشکه در روز تولیدات کشورهای عضو اوپک)، وابستگی شدید اقتصاد این کشورها به درآمدهای نفتی مشهود است. به‌طور میانگین بیش از ۷۵ درصد صادرات اعضای اوپک به صادرات نفت بستگی دارد. در این میان کشورهایی مانند آنگولا، عربستان، کویت، لیبی و نیجریه بیشترین وابستگی و کشورهایی همچون اکوادور و امارات وابستگی صادرات کمتری نسبت به صادرات نفت دارند. همچنین به‌طور میانگین بیش از ۳۰ درصد GDP این کشورها، متشکل از درآمدهای حاصل از فروش نفت است. در ایران وابستگی صادرات به صادرات نفت بیش از ۷۵ درصد است و حدود ۳۵ درصد از GDP ایران را درآمدهای ناشی از فروش نفت تشکیل می‌دهد. این در حالی است که درآمد حاصل از فروش نفت در عربستان بیش از ۳/۵ برابر درآمدهای حاصل از فروش نفت در ایران است (حیدری و تکلیف، ۱۳۹۷)؛ بنابراین همان‌طور که اشاره شد، صنعت نفت یکی از مهم‌ترین ارکان اقتصادی کشورهای عضو اوپک محسوب می‌شود و اقتصاد این کشورها وابستگی شدیدی به درآمدهای حاصل از صادرات نفت دارد.

بازارهای مالی و پولی از موارد بسیار مناسب برای به‌کارگیری نظریه آشوب است، زیرا اولاً نظریه‌های موجود در اقتصاد مالی و پولی حاکی از آن هستند که متغیرهای پولی، مانند نرخ ارز، تصادفی بوده و در نتیجه، تغییرات آن‌ها غیرقابل پیش‌بینی است. ثانیاً، در صورت کشف نظم نهایی در روند متغیرهای پولی امکان دستیابی به سودهای سرشاری فراهم می‌شود. قیمت انرژی در بازارهای مالی از مهم‌ترین متغیرهایی است که از یکسو، بر سازوکار اقتصاد کشورهای صادرکننده و واردکننده و از دیگر سو، در

فرایند مدیریت ریسک مالی پرتفوی سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری مؤثر است. از این‌رو، شناخت ساختار قیمت این کالا و مدل‌سازی آن همواره مورد توجه پژوهش‌های اقتصادی بوده و تلاش‌هایی نیز برای بررسی علت نوسانات و پیش‌بینی آن صورت گرفته است (شاگری و همکاران، ۱۳۹۴).

پیش‌بینی آینده در عرصه پویای اقتصاد و بازار سرمایه یکی از مهم‌ترین مسائل مورد بحث در علوم مالی است. مسائل اقتصادی و تجاری به‌شدت تحت تأثیر مسائل اجتماعی، سیاسی و فرهنگی هستند و بسیاری از پارامترهای آن‌ها غیرقابل اندازه‌گیری می‌باشند. از طرفی دیگر، عواملی چون اقتصاد اطلاعات و شکل‌گیری اطلاعات نامتقارن در بازارهای مالی و در پی آن پیچیدگی‌های ناشی از تحلیل اثرات انواع متغیرها بر شاخص بورس، اهمیت دوچندان دقت و کارایی مقوله پیش‌بینی را نشان می‌دهد و با آزمون مدل‌های اقتصادی دقت پیش‌بینی مشخص می‌شود. لذا در چند دهه اخیر، تحقیقات در زمینه مدل‌ها و تکنیک‌های پیش‌بینی، اهمیت و شتاب بیشتری پیدا کرده است (عسلی، ۱۳۸۶). در این راستا تجزیه و تحلیل‌ها نشان داده که علاوه بر پایین بودن میزان کارایی در اکثر گروه‌های بخش صنعت، رشد آنها نیز کم و همچنین تغییرات کارایی در طول سال‌ها دارای نوسانات شدیدی بوده است (دباغ و همکاران، ۱۳۹۴).

لاهمیری (۲۰۱۷)، به بررسی وجود آشوب در بازارهای نفت خام (برنت و WIT^۱) قبل و بعد از اواخر ۲۰۰۸ که بحران مالی بین‌المللی رخ داده را پرداخته است. پس از برآورد بزرگ‌ترین توان لیاپانف برای قیمت، بازده و تلاطمات نتایج نشان داد که آشوب در هردو بازار یعنی قبل بحران مالی بین‌المللی در قیمت و بازده وجود ندارد، ولی شواهد قوی وجود دارد که نشان می‌دهد آشوب در نوسانات پس از بحران مالی وجود دارد، یعنی آن‌ها قبل بحران مالی ۲۰۰۸ آشوبی در سری زمانی قیمت و بازده هر دو بازار مشاهده ولی پس از این بحران شواهدی بر وجود آشوب پیدا کرده‌اند؛ بنابراین بحران بین‌المللی دینامیکی در نوسانات نفت خام تأثیر گذاشته و باعث می‌شود کمتر قابل پیش‌بینی باشند. در واقع، با توجه به وجود آشوب در نوسانات پس از بحران مالی بین‌المللی، رفتار نوسانات نامنظم می‌شود. آن‌ها متذکر شده‌اند که این نتایج باید پیش‌بینی‌های بازار نفت، معامله‌گران و مدیران ریسک را در نظر گرفت. بارکولاس و همکاران (۲۰۱۲)، با استفاده از ابزارهای محاسباتی ابعاد همبستگی و توان لیاپانف و همچنین ابزارهای تشخیصی نمودار فضای فاز، قیمت نقطه‌ای نفت خام را آزمون کرده‌اند. آن‌ها متوجه شدند که قیمت نقطه‌ای نفت خام اولاً دارای ابعاد بالا است و ثانیاً وابستگی شدید به شرایط اولیه از خود نشان نمی‌دهد؛ بنابراین نتیجه گرفته‌اند که قوانین تصادفی و غیرخطی در سیستم دینامیک بازار قیمت نقطه‌ای نفت خام وجود دارد. همچنین آن‌ها نشان داده‌اند که تجزیه و تحلیل نمودار بازسازی فضای فاز، خوشه‌بندی نوسانات کافی است، ولی کامل نیست. مشیری و فروتن (۱۳۸۳)، به امکان سنجی

۱. نفت وست تگزاس اینترمدیت (West Texas Intermediate = WTI)

وجود آشوب در ساختار سیستم مولد نفت خام شاخص WIT در طول بازه زمانی ۱۹۸۳ تا ۲۰۰۳ پرداخته‌اند. آن‌ها از تخمین نمای لیاپانوف و بُعد همبستگی برای آزمون مستقیم آشوب و آزمون‌های بی‌دی اس^۱ و شبکه عصبی به‌عنوان آزمون بررسی غیرخطی بودن ساختار سیستم استفاده شده است. نتایج مقاله آن‌ها نشان داد که سری زمانی این سیستم آشوبناک بوده و همچنین غیرخطی می‌باشد. آن‌ها همچنین یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی قیمت‌های آتی نفت خام طراحی کردند و نتایج آن را با نتایج پیش‌بینی مدل خطی ARMA^۲ مقایسه کردند. آن‌ها نشان دادند که مدل شبکه عصبی استفاده شده نسبت به مدل خطی از قدرت پیش‌بینی بهتری برخوردار است.

حیدری و همکاران (۱۳۹۷)، پس از محاسبه نوسانات قیمت نفت با استفاده از مدل‌های واریانس ناهمسانی شرطی خودرگرسیون نمایی^۳، تأثیرات آن را بر شاخص ریسک کشوری در کشورهای عضو اوپک^۴ را با استفاده از مدل‌های مارکوف سوئیچینگ^۵ برآورد کرده‌اند. آن‌ها نتایج خود را به این صورت که نوسانات قیمت نفت اثرات متفاوتی بر شاخص ریسک کشوری اعضای اوپک در کشورهای مختلف دارد. آن‌ها توصیه کرده‌اند که سرمایه‌گذاران و نهادهای برنامه‌ریز تأثیر این نوسانات را بر شاخص ریسک کشوری در نظر بگیرند.

فیروزی جهان تیغ و همکاران (۱۳۹۷)، وقفه‌های بهینه^۶ بوجود آمده از ورودی‌ها و خروجی‌های قیمت نفت توسط شبکه عصبی پویا محاسبه کرده‌اند. آن‌ها این محاسبه را با دریافت بازخورد از شبکه عصبی مصنوعی اصلاح شده با الگوریتم ژنتیک^۷ انجام داده و به پیش‌بینی قیمت نفت وست تگزاس اینترنتی در بازه زمانی سال ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۶ پرداخته‌اند. نتایج نشان از افزایش دقت در پیش‌بینی نسبت به سایر روش‌ها داده‌اند.

فرازمند و کرد زنگنه (۱۳۹۷)، قیمت نفت خام را با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری شبکه‌های عصبی و با توجه به داده‌های تولید نفت خام اوپک و مصرف کشورهای عضو سازمان همکاری اقتصادی و توسعه^۸، در دوره زمانی ژانویه ۱۹۸۲ تا اکتبر ۲۰۱۵ مورد تحلیل قرار داده و نشان داده‌اند که این

۱. براك، ديجرت و شاینکمن (Scheinkman, Dechert, Brock) در سال ۱۹۸۷ آزمون آماری را بنام BDS که بر مبنای فرض استقلال و توزیع یکسان اعضای سری زمانی است، ارائه دادند.

۲. در علم آمار و پردازش سیگنال مدل اتورگرسیو میانگین متحرک (autoregressive moving average model) که به مدل آرما (ARMA) مشهور است و گاهی به آن مدل Box-Jenkins نیز می‌گویند، مدلی است که معمولاً برای ارزیابی داده‌های سری زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

3. EGARCH

4. OPEC

5. markov switching

۶. وارد کردن متغیر با تعداد وقفه‌های زیاد باعث ایجاد خطا در امر پیش‌بینی می‌شود و با تعداد کم باعث نتایج غیر معمول. به همین دلیل تجربه، دانش و تئوری جهت تعیین تعداد وقفه بهینه لازم می‌باشد.

7. GADNN

8. OECD

الگوریتم با توجه به ضریب همبستگی ۰,۹۲ قدرت بالایی دارد. آن‌ها همچنین با استفاده از نظریه بازی‌ها و تعادل نش سطح تولید و مصرف بهینه را برای دوره کوتاه‌مدت یک‌ماهه نیز به دست آورده‌اند. بارونیک و مالیسکا (۲۰۱۵) به توضیح ساختار قیمت‌های نفت خام با استفاده از مدل پویای نلسون-سیگل^۱ پرداخته و یک چارچوب رگرسیونی براساس شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی قیمت نفت معرفی کرده‌اند. چارچوب پیشنهادی به‌طور تجربی طی ۲۴ سال از قیمت نفت خام مورد آزمایش قرار گرفته است که چندین رکود اقتصادی و دوره‌های بحران مهم را پوشش می‌دهد. راهبرد پیش‌بینی ۱ ماهه، ۳ ماهه، ۶ ماهه و ۱۲ ماهه در شبکه عصبی مبتنی بر زمان، پایین‌ترین خطا را ایجاد می‌کند. سیلوستره و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از نظریه آشوب و نقش آن در اجرای سیاست انرژی ملی در یک شرکت دولتی برزیل، نشان دادند که رکود قیمت نفت در سال ۲۰۱۵ همراه با گسترش فساد در این شرکت منجر به هرج‌ومرج سازمانی شده است. آن‌ها سیاست مدیریت استراتژیک، عدم‌دخالت سیاسی در سطح تصمیم‌گیری سازمانی را به‌عنوان ابزار سیاست‌گذاری اجتماعی و اقتصادی برای دستیابی به اهداف مالی خود معرفی می‌کنند.

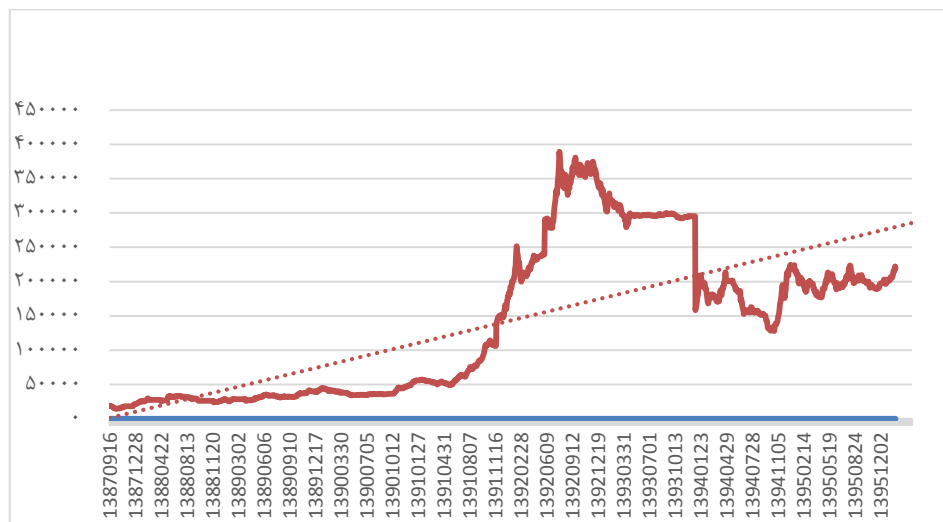
کورتز و همکاران (۲۰۱۸) اشاره می‌کنند که تئوری آشوب و یادگیری ماشین صرفاً برای توصیف رفتار سیستم و نه برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در واقع نظریه آشوب می‌تواند دینامیک سیستم را به شکل تأخیر زمانی و بُعد تعبیه مشخص کند. آن‌ها نشان داده‌اند که این دو روش قادر به نمایش روابط زمانی متغیرها و تکامل آن‌ها به‌طور جداگانه برای درک بهتر و ارائه توصیف واضح‌تر بازارهای مواد معدنی هستند.

دبناس و مورشد (۲۰۱۸) به‌مرور نظام‌مند و انتقادی از روش‌های پیش‌بینی مدل‌های برنامه‌ریزی انرژی پرداخته‌اند. این روش‌ها بر مبنای صحت پیش‌بینی، قابلیت کاربرد برای پیش‌بینی زمانی و مکانی و مرتبط بودن با برنامه‌ریزی و اهداف سیاست مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته‌اند. آن‌ها شبکه عصبی مصنوعی را رایج‌ترین روش عنوان کرده‌اند. آن‌ها روش‌های هوش محاسباتی را برای ارزیابی صحت این روش‌ها به کار گرفته‌اند. در واقع آن‌ها بسته به شرایط روش مناسب جهت پیش‌بینی معرفی می‌کنند. دباغ و یوسفی (۲۰۱۹) با روند توسعه صنایع افزایش تنوع خطرات و نوسانات آنها را نشان داده و اهمیت شناسایی و کنترل خطرات را مطرح نموده‌اند. در حال حاضر، نیاز به یک سیستم مدیریت ریسک برای شناسایی و اولویت‌بندی خطرات با هدف ارائه اقدامات اصلاحی و پیشگیرانه برای به حداقل رساندن پیامدهای منفی خطرات را پیشنهاد داده‌اند. در حقیقت، این سیستم می‌تواند به حفظ سلامت کارمندان و کاهش هزینه‌های صنعت کمک کند.

آزمون نظریه آشوب برای یک سیستم به دو طریق صورت می‌گیرد، یا از طریق معادلات دیفرانسیل آن سیستم یا به وسیله داده‌های سری زمانی آن امکان‌پذیر است. در این پژوهش، ابتدا در گام اول تعاریف نظریه آشوب پرداخته و مرور پیشینه عملی تحقیق در ادامه آن بیان می‌شود. سپس در گام بعدی، آزمون‌های آشوب برای سری زمانی صنایع فراورده‌های نفتی با استفاده از نرم‌افزارهای مربوط، انجام می‌گیرد. در نهایت، نتایج و نمودارهای به دست آمده را تفسیر نموده و راهکاری برای پیش‌بینی این صنعت ارائه شده است. آزمون‌های بکار رفته در آن، برای سری زمانی قیمت فراورده‌های نفتی در بازار بورس تهران استفاده شده و همچنین شبکه عصبی طراحی شده دارای عملکرد بسیار خوبی برای پیش‌بینی را مطرح نموده‌اند.

۲. داده‌ها و ویژگی‌های سری زمانی

داده‌های این پژوهش، قیمت تمام‌شده سهام صنایع فراورده‌های نفتی از آذر ۱۳۸۷ تا خرداد ۱۳۹۶ به صورت روزانه و از طریق نرم‌افزار تی اس ای کلاینت^۱ سازمان بورس تهران است که در مجموع ۱۹۸۹ مشاهده را در برمی‌گیرد. نمودار (۱) سری زمانی این داده‌ها و روند آن‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۱: سری زمانی قیمت فراورده‌های نفتی در بازار بورس تهران (۱۳۸۷-۱۳۹۶)

منبع: یافته‌های تحقیق

به‌طور خلاصه می‌توان به موارد زیر در مورد روند تغییرات قیمت فراورده‌های نفتی در این دوره

اشاره کرد:

۱- میانگین قیمت نفت در این دوره ۱۴۰۲۸۸ ریال با انحراف معیار ۱۱۰۶۰۲ ریال بوده است. این مقادیر بسته به مانایی یا میرا بودن سری زمانی در طول دوره می‌تواند متغیر یا ثابت باشند. در واقع، یک سری زمانی هنگامی ماناست که میانگین، واریانس، اتوکواریانس آن مستقل از زمان باشند. فرض مانایی یک سری زمانی در صورتی به اثبات می‌رسد که p-value کمتر از یک باشد (اوربونین و همکاران، ۲۰۱۳). با استفاده از نرم‌افزار ایویوز^۱ فرض مانایی سری زمانی موردنظر بررسی شد و مانایی این سری زمانی را با توجه به $\rho < 1$ که برابر ۰/۷۱۸۳ است به اثبات رسید.

علامت مثبت چولگی حاکی از کجی توزیع قیمت فراورده‌های نفتی به سمت راست، مقدار منفی شاخص آماری کشیدگی حاکی از کشیده‌تر بودن توزیع قیمت فراورده‌های نفتی نسبت به توزیع نرمال است.

۲- قیمت صنایع فراورده‌های نفتی دارای یک روند افزایشی یا کاهش منظم نیست. صرف‌نظر از تکانه‌های اوایل سال ۱۳۹۲ و اواخر سال ۱۳۹۳ که تغییرات شدیدی در سطح قیمت ایجاد کرد، روند کاهش یا افزایش خاصی برای مدت زمانی در حدود ۱۰ سال دیده نمی‌شود. به بیان دیگر، برای یک دوره ۱۰ ساله، قیمت فراورده‌های نفتی دوره‌های پرتلاطمی را پشت سر گذاشته اما همیشه تمایلی به برگشت به سمت میانگین از خود نشان داده است.

۳- شدت نوسان‌ها و دوره‌های آن ثابت و یکسان نیستند. این نکته وجود ساختاری غیرخطی را در سری مطرح می‌سازد و استفاده از مدلی را پیشنهاد می‌کند که تغییر واریانس در طول زمان را لحاظ کند. در این بخش، ابتدا کل داده‌ها بر حسب ارزش ریالی در یک زمان مشخص، سال پایه ۱۳۹۶، براساس فرمول ۱۰ محاسبه شده و دوباره همه تحلیل‌ها براساس همین داده‌های جدید انجام می‌شود. برای تبدیل ارزش ریالی از یک مقطع زمانی به مقطع زمانی قبل‌تر، از شاخص بهای کالاها و خدمات مصرفی (CPI) به شرح فرمول (۱) استفاده می‌شود:

$$CPI = \frac{a \times p}{b} \quad (1)$$

که در آن a عدد شاخص در مقطع زمانی موردنظر (سال ۱۳۹۶) برابر ۱۰۹/۶ و p مبلغ ریالی موردنظر و b عدد شاخص در مقطع زمانی اول را نشان می‌دهد. در ادامه کلیه محاسبات و نمودارها براساس داده‌های تبدیل شده انجام می‌گیرد.

۳. آشوب

سیستم‌های دینامیکی را می‌توان به دو دسته کلی خطی و غیرخطی تقسیم کرد. سیستم‌های واقعی غیرخطی هستند ولی اکثر اوقات به‌عنوان اولین تخمین برای این دینامیک‌ها، سعی بر این است که از مدل‌های خطی برای آن‌ها استفاده شود؛ زیرا آنالیزهای ریاضی، بیشتر جواب‌گوی این دسته از مدل‌ها هستند و به غیر از چند حالت خاص، در بقیه موارد راه تحلیلی ریاضی برای حل معادلات دیفرانسیل غیرخطی که بیان‌کننده رفتار سیستم می‌باشند، وجود ندارد. به‌علاوه تنها سیستم‌های غیرخطی قادرند رفتارهای غیرقابل‌پیش‌بینی از خود نشان دهند (اشتروگاتز، ۲۰۱۴).

تئوری آشوب، سیستم‌های دینامیکی بسیار پیچیده‌ای مانند اتمسفر زمین، جمعیت حیوانات، جریان مایعات، تپش قلب انسان، فرآیندهای زمین‌شناسی و ... را مورد بررسی قرار می‌دهد. مفهوم اصلی و کلیدی تئوری آشوب این است که در هر بی‌نظمی، نظمی نهفته است. به این معنا که نباید نظم را تنها در یک مقیاس جستجو کرد. هنگامی یک سیستم را غیرقابل‌پیش‌بینی (بی‌نظم) می‌نامند که تعیین جایگاه بعدی آن غیرممکن باشد و هیچ‌گونه امکان پیش‌بینی در مورد آن وجود نداشته باشد؛ اما طبق نظریه آشوب اگر چنین سیستمی برای مدت کافی تحت نظر قرار گیرد، با بررسی حالات سیستم در زمان‌های گوناگون مشخص می‌شود که سیستم مذکور همواره نظم ذاتی خودش را به نمایش می‌گذارد. حتی غیرقابل‌پیش‌بینی‌ترین (آشفته‌ترین) سیستم‌ها نیز همواره در محدوده مرزهای معینی حرکت می‌کنند و هرگز از این محدوده خارج نمی‌شوند. همچنین پدیده‌ای که در مقیاس محلی، کاملاً تصادفی و غیرقابل‌پیش‌بینی به نظر می‌رسد چه‌بسا در مقیاس بزرگ‌تر، کاملاً پایا و قابل‌پیش‌بینی باشد. معمولاً در درون بی‌نظمی و آشوب، الگویی از نظم وجود دارد که به‌طور شگفت‌انگیزی زیباست (حیدری، ۲۰۱۴). به‌طور کلی، دو دیدگاه برای بررسی وضعیت سری‌های زمانی اقتصادی پیچیده ارائه شده است. در دیدگاه اول، به بررسی این مسئله که آیا سری زمانی موردنظر به‌وسیله یک فرایند معین یا تصادفی ایجاد شده است، پرداخته می‌شود. در دیدگاه دوم، سعی بر تشخیص رفتار آشوبی یا غیرآشوبی سری زمانی موردنظر است (انیس حسینی و ذاکر مشفق، ۱۳۹۵). در این پژوهش، با توجه به مفهوم آشوب، روش‌های مربوط به دیدگاه دوم موردبررسی قرار می‌گیرد. این روش‌ها عبارتند از نمودار نمای لیپانوف سیستم، نمودار سطح مقطع پوانکاره و محاسبه بُعد همبستگی. در ادامه به بررسی این روش‌های آزمون وجود فرایند آشوبی پرداخته می‌شود.

۳-۱. نمودار نمای لیپانوف

یکی از ویژگی‌های سیستم‌های آشوبناک، حساس بودن نسبت به تغییر شرایط اولیه است. نمای لیپانوف، یکی از ابزارهایی است که برای این منظور به‌کار می‌رود. در صورتی که تغییر کوچکی در شرایط اولیه چنین سیستمی رخ دهد، اثر این تغییر با گذشت زمان مشخص‌تر خواهد شد تا جایی که باعث به‌وجود آمدن مسیر زمانی می‌شود که با مسیر زمانی قبلی کاملاً فرق می‌کند. این ویژگی به اثر پروانه‌ای مشهور

است و با تخمین نمای لیاپانوف قابل بررسی است. نماهای لیاپانوف، متوسط نرخ همگرایی یا واگرایی نمایی مسیرهای مجاور در فضای فاز هستند. با توجه به خاصیت حساس به شرایط اولیه در سیستم‌های آشوبی در ادامه به روش رسم نمودار نمای لیاپانوف پرداخته می‌شود و همچنین بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف برای این سری زمانی ارائه می‌شود.

در این پژوهش، برای محاسبه نمای لیاپانوف از الگوریتم رزنشتاین و کانتز^۱ استفاده شده است. در این الگوریتم ابتدا یک نقطه Δn از سری زمانی در فضای فاز و همه همسایگان آن با فاصله کمتر از ε انتخاب می‌شوند. سپس متوسط فواصل همه همسایگان بزرگ‌تر از مسیر حرکت نقطه مرجع به عنوان یک تابع زمان نسبی، محاسبه می‌شود. این عمل برای بسیاری از مقادیر n_0 تکرار می‌شود.

$$\lambda = \sum_{n_0=1}^N \ln \left(\frac{1}{|v(S_{n_0})|} \sum_{S_n \in v(S_{n_0})} |S_{n_0+\Delta n} - S_{n+\Delta n}| \right) \quad (2)$$

در این رابطه S_{n_0} نقاط مرجع، $v(S_{n_0})$ همسایگی S_{n_0} به قطر ε ، $S_{n_0+\Delta n}$ خارج از مدت زمان تحت پوشش بردار تاخیر S_{n_0} هستند. برای انواع هر دو مقدار حداقل بُعد محاط M و فاصله بهینه ε محاسبه می‌شود. اگر برای برخی بازه‌های Δn تابع $s(\Delta n)$ افزایش قوی خطی را نشان دهد، شیب آن در هر مرحله بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف λ را تخمین می‌زند، این مقدار می‌تواند مقادیر مثبت، منفی و صفر را به شرح ذیل اختیار کند. جدول (۱) حالات مختلفی که λ اختیار می‌کند را نشان می‌دهد.

جدول ۱: حالات مختلف بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف

بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف	نوع رفتار سیستم
$\lambda < 0$	نقطه تعادل پایدار
$\lambda = 0$	چرخه حدی پایدار
$0 < \lambda < \infty$	آشوب
$\lambda = \infty$	نویز ^۲

منبع: مشیری (۱۳۸۳)

برای به دست آوردن فضای فاز و همچنین نمودار نمای لیاپانوف به دو پارامتر سری زمانی، زمان تأخیر^۳ و بُعد محاط نیاز هست. در این پژوهش، بردار تأخیر زمانی از طریق روش میانگین اطلاعات متقابل (AMI) و بُعد محاط سری زمانی مربوطه با استفاده از روش شمارش نزدیک‌ترین همسایه‌های کاذب (FNN) به دست می‌آید. در ادامه، به بررسی و توضیح این روش‌ها پرداخته می‌شود.

1. Rosenstein and Kantz algorithm

۲. سری زمانی $\{x_t\}$ نوفه سفید نامیده می‌شود هرگاه این دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی مستقل و هم‌توزیع با واریانس و میانگین متناهی باشد. در حالت خاص اگر x_t دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس δ^2 باشد، سری زمانی مذکور نوفه سفید گاوسی نامیده می‌شود (فرنوش و بهبودی، ۱۳۹۷).

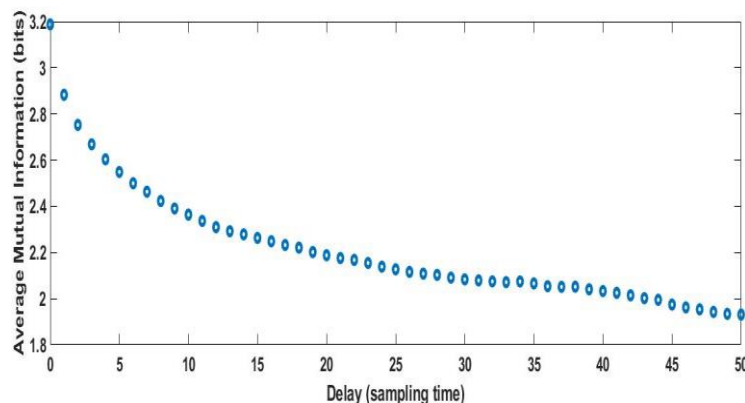
۳. مدت زمان یک دوره کوتاه بین یک رویداد و به رویداد دیگر (شمسی و همکاران، ۱۳۹۶).

۳-۱-۱. تخمین زمان تأخیر مناسب

داده‌های سیستم دینامیکی باید بدون نویز باشند (مانند مسئله موجود)، چون بر روی انتخاب زمان تأخیر مناسب مؤثر است. اگر زمان تأخیر بسیار کوچک در نظر گرفته شود، مؤلفه‌های متوالی در این بردار به شدت به هم نزدیک و البته وابسته می‌شوند؛ بنابراین، تمام بردارهای تأخیر در فضای محاط m بُعدی حول محور قطری فضا متمرکز می‌گردند. از طرف دیگر، اگر زمان تأخیر بسیار بزرگ انتخاب گردد، مؤلفه‌های متفاوت کاملاً ناهمبسته می‌شوند. به همین منظور، روش میانگین اطلاعات متقابل بین داده‌های سری زمانی مطرح شد. اطلاعات متقابل بین مقدار $y(t)$ و مقدار $y(t + \tau)$ برابر است با میزان فراگیری در مورد اندازه‌گیری $y(t + \tau)$ با استفاده از اندازه‌گیری $y(t)$ که به صورت $\log_2 \left[\frac{p(y(t), y(t+\tau))}{p(y(t))p(y(t+\tau))} \right]$ بیان می‌شود. میانگین کمیت فوق‌الذکر، میانگین اطلاعات متقابل بین اندازه‌گیری‌ها نامیده می‌شود که به صورت زیر قابل بیان است:

$$I(\tau) = \sum_{y(t), y(t+\tau)} p(y(t), y(t+\tau)) \cdot \log_2 \left[\frac{p(y(t), y(t+\tau))}{p(y(t))p(y(t+\tau))} \right] \quad (3)$$

در این رابطه احتمال‌های $p(y(t))$ و $p(y(t + \tau))$ موجود در رابطه بالا به وسیله هیستوگرام مربوط به هر کدام از آن‌ها و برای محاسبه احتمال مشترک $p(y(t), y(t + \tau))$ از هیستوگرام بردار $y(t), y(t + \tau)$ استفاده می‌شود. بر طبق (فراسر، ۱۹۸۶) اولین مینیمم در تابع میانگین اطلاعات متقابل، زمان تأخیر بهینه خواهد بود. شکل (۲) نیز نمودار به دست آوردن زمان تأخیر سری زمانی را نشان می‌دهد.



شکل ۲: نمودار الگوریتم میانگین اطلاعات متقابل

منبع: یافته‌های تحقیق

با توجه به این نمودار می‌توان زمان تأخیر سری زمانی موردنظر را محاسبه کرد که حدوداً این مقدار $\tau=33$ به دست می‌آید. در واقع این نمودار روند میانگین اطلاعات متقابل را در هر زمان تأخیر نشان می‌دهد. در این نمودار هدف، یافتن اولین نقطه مینیمم نمودار برای دستیابی به زمان تأخیر مناسب است. در بخش بعدی به تخمین بُعد محاط^۱ به روش شمارش نزدیک‌ترین همسایه‌های کاذب^۲ پرداخته می‌شود.

۳-۱-۲. تخمین بُعد محاط با استفاده از روش شمارش نزدیک‌ترین همسایه‌های کاذب

بر اساس خصوصیت پایه‌ای سیستم‌های آشوبناک که مسیرهای حالت یکدیگر را قطع نمی‌کنند، یکی از روش‌های پیدا کردن بُعد محاط سری‌های زمانی آشوبی، روش شمارش نزدیک‌ترین همسایه‌های کاذب می‌باشد. برای توضیح حالتی را در نظر بگیرید که فضای حالت در d بُعدی منجر به ایجاد محاط مناسب شده باشد، در حالی که در فضای $m-1$ چنین نباشد. پس رفتن از فضای m به $m-1$ بُعدی باعث می‌شود قسمت‌های مختلف جاذب روی یکدیگر تصویر گردند؛ بنابراین، اگر نقاط همسایه، از این قسمت انتخاب گردد، تصاویر آن‌ها در فضای d بُعدی، گروه‌های متفاوتی را به وجود می‌آورد که می‌توانند از هم فاصله داشته باشند. اگر نقاط همسایه در فضای R^m ، در فضای R^{m+1} نیز همسایه باشند، پس m برابر بُعد مینیمم برای بازسازی مناسب فضای حالت است. به همین جهت، در این روش وضعیت همسایه‌ها به ازای بُعدهای متوالی محاط بررسی می‌گردد تا اینکه تعداد همسایه‌های کاذب که از تصویر نمودن جاذب در فضای کوچک ناشی می‌گردد، به حدود صفر برسد (فرزین و همکاران، ۱۳۹۵).

در این روش ابتدا با مقداردهی m مؤلفه برای هر بردار تأخیر، می‌توان بردارهای تأخیر $Y_i(t)$ را در فضای محاط تشکیل داد. لامین همسایه هر بردار تأخیر $Y_i(t)$ به شکل زیر می‌باشد:

$$Y_j^{NN}(t) = [y(t_j), y(t_j - 2\tau), \dots, y(t_j - (m-1)\tau)]^T \quad (4)$$

و فاصله بین دو بردار همسایه بر اساس نرم اقلیدسی طبق فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$R_m^2 = \sum_{i=0}^{m-1} [y(t - i\tau) - y(t_j - i\tau)]^2 \quad (5)$$

اگر بردار $Y_j^{NN}(t)$ یک همسایه واقعی برای بردار $Y_i(t)$ باشد، این همسایگی برگرفته از ماهیت دینامیکی سیستم است زیرا غیر از این باشد، با رفتن به یک بُعد بالاتر این همسایه‌های کاذب از همسایگی بردار $Y_i(t)$ خارج می‌گردند. با افزایش بُعد از m به $m+1$ ، مؤلفه‌های اضافه شده به بردارهای

۱. کوچک‌ترین بُعدی که برای جاسازی یک جسم مورد بررسی لازم است بُعد تعبیه یا بُعد محاط نامیده می‌شود (باوسر و همکاران، ۲۰۱۸).
2. False Nearest Neighbors (FNN)

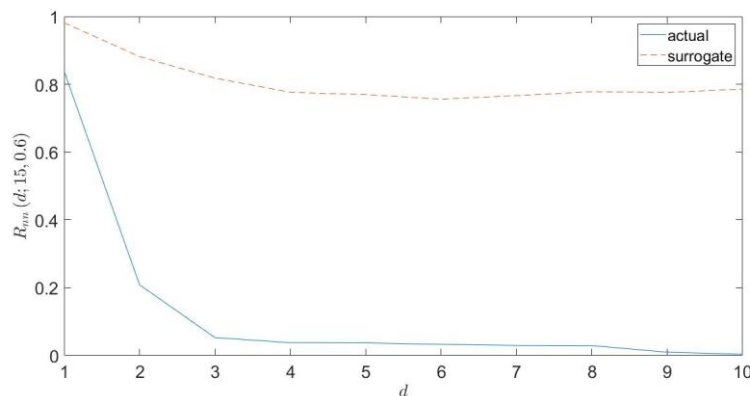
$Y_i(t)$ و $Y_j^{NN}(t)$ ، به ترتیب $y(t - m\tau)$ و $y(t_j - m\tau)$ خواهد بود در این صورت فاصله اقلیدسی بین دو بردار در فضای $m+1$ بُعدی به‌طور مشابه به‌صورت زیر است:

$$R_m^2 = [y(t - m\tau) - y(t_j - m\tau)]^2 \quad (۶)$$

بنابراین، فاصله اضافه شده نسبت به فاصله دو بردار در فضای m بُعدی به‌صورت زیر خواهد بود:

$$\sqrt{\frac{R_{m+1}^2 - R_m^2}{R_m^2}} = \frac{|y(t - m\tau) - y(t_j - m\tau)|}{R_m} \quad (۷)$$

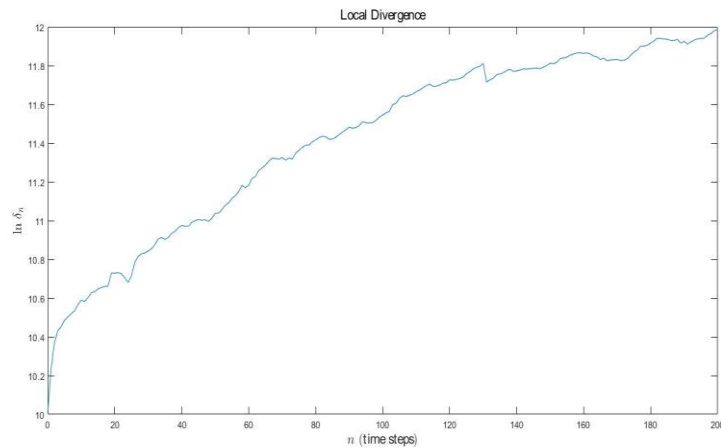
هرگاه این مقدار از یک مقدار آستانه بالاتر رود همسایه تحت بررسی، کاذب حساب می‌شود. طبق (ابربانل ۲۰۱۲) براساس تجربه این مقدار آستانه مقداری حدود ۱۰-۱۵ پیشنهاد شده است. با این روش، همسایه‌های کاذب تشخیص داده می‌شوند همچنین وضعیت همسایه‌ها برای هریک از بردارهای تأخیر به ازای بُدهای متوالی محاط بررسی می‌گردد تا اینکه این همسایه‌های کاذب به حدود صفر برسد. شکل ۳ نمودار الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه کاذب را نمایش می‌دهد.



شکل ۳: نمودار الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه کاذب

منبع: یافته‌های تحقیق

همان‌طور که قبلاً توضیح داده شده، اولین نقطه‌ای که نمودار به صفر می‌رسد برابر با بُعد محاط سری زمانی ما خواهد بود. پس با توجه به شکل بُعد محاط $m = 10$ می‌باشد. با داشتن این دو مقدار یعنی $m = 10$ و $\tau = 33$ نمودار توان لیاپانوف به‌ازای فواصل متفاوت به‌صورت شکل (۴) به دست می‌آید.



شکل ۴: نمودار نمای لیاپانوف به ازای $\tau = 33$ و $m = 10$

منبع: یافته‌های تحقیق

در نمودار فوق میزان شیب هر لحظه توان لیاپانوف را نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشخص می‌گردد، شیب در هر زمان مثبت بوده و رفته رفته هم شیب بیشتر می‌شود و در ضمن جدول ۱ تخمین بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف را نشان می‌داد. نتایج به دست آمده در بُدهای مختلف از جمله در بُد ۶، حاکی از مثبت بودن نمای لیاپانوف و پیروی از یک فرایند لیاپانوف است. پس جدول ۲، خاصیت حساسیت به شرایط اولیه که یکی از خواص آشوبناک بودن سیستم می‌باشد را در قیمت صنایع فراورده‌های نفتی تأیید می‌کند.

جدول ۲: تخمین نمای لیاپانوف برای بررسی آشوب در قیمت سهام فراورده‌های نفتی

بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف	بُعد
۱۹۸	۴
۳/۱	۵
۶۱/۸	۶
۶۸/۵	۷
۷۴/۳	۸

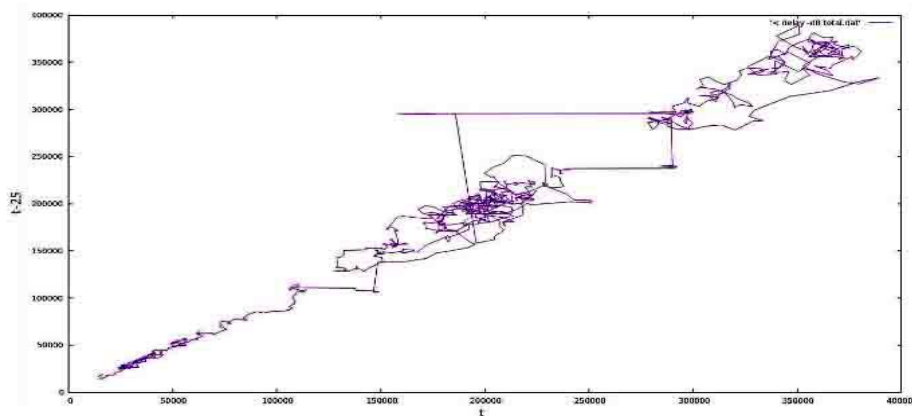
منبع: یافته‌های تحقیق

در این جدول در بُدهای مختلف بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف را نشان می‌دهد. این نتایج به دست آمده از نرم‌افزار تیزن که در بُدهای مختلف مثبت هستند، نشان‌دهنده و تأییدکننده آشوبناک بودن این سری زمانی است.

۳-۲. سطح مقطع پوانکاره

می‌توان مشاهدات سری زمانی را در فضای فاز بُعد خود را یک واحد کاهش داده و درعین حال جریان مداوم را به زمان گسسته تبدیل کرد. این روش، روش سطح مقطع پوانکاره نام دارد که در زیر توضیح داده می‌شود. نمودار سطح مقطع پوانکاره، معمولاً برای جریان‌های چرخشی مورد مطالعه قرار می‌گیرد. اگر معادله n -بُعدی داشته باشیم، این سطح مقطع یک برش به مسیرهای حرکت در فضای فاز می‌زند و معادله را به $n-1$ -بُعدی تبدیل می‌کند (عسلی، ۱۳۸۶).

در یک سری زمانی، به غیر از حالت‌های مختلف سطح مقطع می‌توان تمام نقاط کمینه یا بیشینه را به عنوان این سطح در نظر گرفت. در یک فضای فرضی تشکیل شده با بردارهای $(s(t), \dot{s}(t), \ddot{s}(t), \dots)$ سطح تقاطع توسط $\dot{s}(t) = 0$ کمینه یا بیشینه یک سری زمانی را می‌دهد (فخرائی و همکاران ۱۳۹۴). در نرم‌افزار تیزن^۱ این تقاطع با یک تعبیه تاخیر زمانی تعیین می‌شوند. شکل ۵ سطح مقطع پوانکاره برای سری زمانی صنایع فراورده‌های نفتی به دست آمده که این نمودار با استفاده از نرم‌افزار تیزن ۳،۱ ترسیم شده است.



شکل ۵: نمودار سطح مقطع پوانکاره با زمان تأخیر $\tau = 33$

منبع: یافته‌های تحقیق

اگر این منحنی ساختار سازمان‌یافته را نشان دهد، نشان‌دهنده نظم و ثبات روی سیستم است درحالی‌که دینامیک‌های آشوبی نقاطی نامنظم و پراکنده در صفحه ایجاد می‌کنند. همان‌طور که مشخص می‌گردد در قسمت اول نمودار نقاط نسبتاً ساختار منظمی به خود گرفته‌اند، این در حالیست که در قسمت وسط و انتهایی نمودار، به مراتب ساختار نامنظمی را دارند که نشان‌دهنده ساختار آشوبی

سیستم در طول سری است. پس این نمودار نشان می‌دهد که سیستم آشوبی است و رفته رفته در طول زمان هم آشوبناک‌تر می‌شود.

در واقع، همان‌طور که نشان داده شد سطح مقطع پوانکاره ایزاری است برای آزمون وجود آشوب در یک سری زمانی است. این ابزار جهت نمایش بهتر فضای حالت یا همان فضای فاز در یک فضای دو بُعدی است. به عبارت بهتر کاهش بُعد فضای حالت درک بهتری جهت ارزیابی فضای فاز سری زمانی می‌دهد.

۳-۳. بُعد همبستگی

روش بعد همبستگی که توسط گراسبرگر و پروکاچا^۱ (۱۹۸۳) مطرح شد، ابتدا فرض می‌شود که جواب‌های معادله بر روی یک جاذب عجیب در فضای n بُعدی قرار دارد که در زمان‌های مشخصی نمونه‌برداری شده است. سپس در این فضا مجموع همبستگی که شامل اندازه‌گیری فاصله بین همه جفت نقاط مجموعه x_n که فاصله‌ای کمتر از ε دارند، معرفی می‌شود که از طریق فرمول زیر به دست می‌آید:

$$C(r) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N \theta(r - |x_i - x_j|) \quad (8)$$

در این رابطه:

r شعاع یک ابر دایره n بُعدی به مرکز x_i

x_i یک بردار n بُعدی، نشان‌دهنده نقاط نمونه‌برداری شده روی جاذب،

N تعداد نقاط نمونه‌برداری شده روی جاذب است.

θ یک تابع تعیین مثبت است که در آن اگر $x \leq 0$ باشد $\theta(x) = 0$ و اگر $x > 0$ باشد $\theta(x) = 1$ است یعنی مجموع وقتی شمارش می‌شود که فاصله کمتر از r باشد. وقتی مقدار نامتناهی داده ($N \rightarrow \infty$) و مقادیر کوچک ε ، می‌توان C را به صورت $C(r) \propto r^{D_c}$ مقیاس‌بندی کرد که در آن شاخص D_c بُعد همبستگی است. اگر از دو طرف رابطه \log در نظر گرفته شود، خواهیم داشت:

$$\log(C_r) \propto D_c \log(r) \quad (9)$$

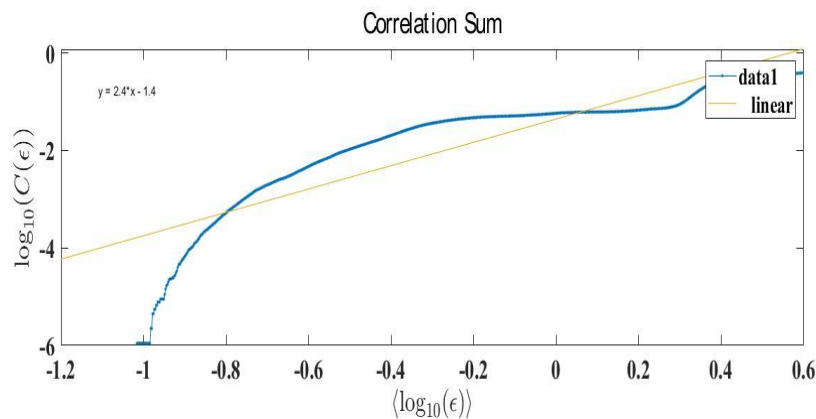
از این‌رو، همان‌طور که در شکل (۶) نشان داده شده است، اگر مقدار D_c را به ازای مقادیر مختلف r محاسبه شود و حاصل به صورت منحنی $\log(r)$ بر حسب $\log(C_r)$ رسم شود، شیب مماس بر منحنی در ناحیه‌ای که رفتار منحنی همبستگی تقریباً خطی است، مبین بُعد همبستگی خواهد بود. می‌توان بُعد همبستگی را به صورت زیر تعریف نمود:

1. Grasberger and Procaccia

$$d(N, r) = \frac{\partial \ln C(r, N)}{\partial \ln r} \quad (10)$$

$$D_c = \lim_{r \rightarrow 0} \lim_{N \rightarrow \infty} d(N, r) \quad (11)$$

اگر این مقدار عدد صحیح باشد، شکل هندسی سری زمانی ما منظم خواهد بود و اگر مقدار D_c غیر صحیح باشد در این صورت سیستم آشوبناک است (عسلی، ۱۳۸۶). بُعد همبستگی سری زمانی قیمت صنایع فراورده‌های نفتی در شکل (۶) نشان‌دهنده این است که این سری دارای فرایند آشوبی است؛ زیرا برای سیستم‌های آشوبی بُعد همبستگی عدد غیر صحیح به دست می‌آید.



شکل ۶: نمودار آزمون بُعد همبستگی

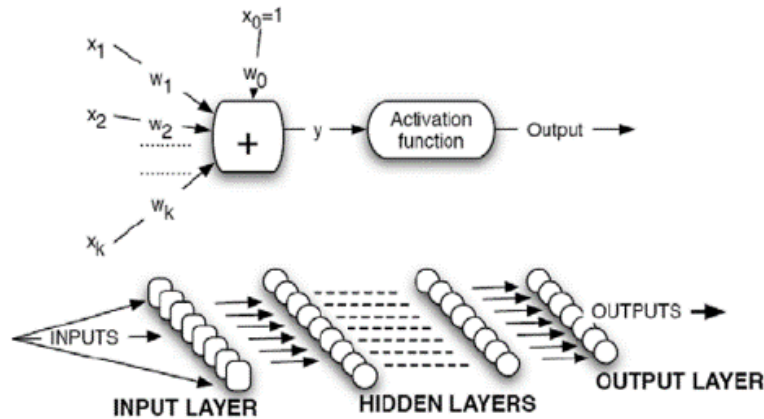
منبع: یافته‌های تحقیق

چنانچه که مشاهده می‌شود، شیب نمودار برابر ۲/۴ در ناحیه تقریباً خطی نمودار که بیانگر آشوبناک بودن سری زمانی صنایع مذکور است.

۴. طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی

چون فرایند آشوبی سیستم غیرخطی معین و دارای پیچیدگی‌های زیادی می‌باشد، مدل‌های خطی برای توضیح رفتار سیستم‌هایی همچون سیستم صنایع فراورده‌های نفتی مناسب نیستند (احمدی و همکاران، ۱۳۹۲). موفقیت شبکه‌های عصبی در تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی سیستم‌های غیرخطی باعث شد که در اواخر دهه ۸۰ میلادی، استفاده از شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ‌های ارز، قیمت سهام، برنامه‌ریزی اقتصادی، شاخص‌های مختلف بورس بیشتر شود. شبکه‌های عصبی یکی از انواع مدل‌های غیرخطی است که از رفتار مغز انسان الگوبرداری شده است و کاربردهای وسیعی در زمینه‌های مختلف علمی از جمله کاربردهای آماری، شناسایی الگوها، پیش‌بینی و تخمین دارد. شبکه عصبی از مجموعه‌ای از

نورون که واحدهای محاسبه گر هستند، تشکیل یافته است. نورون کوچک ترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه عصبی را تشکیل می دهد (مرزبان، ۲۰۰۵). شکل (۷) ساختار کلی یک شبکه عصبی را نشان می دهد.



شکل ۷: ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی

منبع: اسکویی (۲۰۱۵)

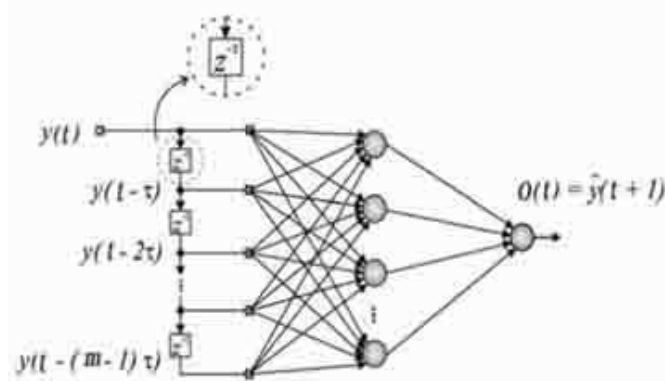
میزان تأثیر ورودی شبکه $(x_{(i)})$ روی خروجی $(y_{(k)})$ به وسیله مقدار وزن $(w_{(ki)})$ مشخص می شود. حاصل این جمع، ورودی تابع تحریک f خواهد بود. به همین ترتیب خروجی شبکه با معادله زیر تعریف می شود:

$$y_{(k)} = f(wx + b) \quad (12)$$

مقادیر پارامترهای w و b بر اساس انتخاب f و نوع یادگیری قابل تنظیم هستند و تابع فعال ساز f می تواند هر تابع انتقالی خطی یا غیرخطی باشد. یادگیری به این معنی است که w و b طوری تغییر کنند که رابطه ورودی و خروجی نورون با اهداف خاصی تطبیق داشته باشد. همانطور که در شکل (۸) ملاحظه می شود ورودی های این شبکه به صورت زیر می باشد:

$$y(t - \tau), y(t - 2\tau), \dots, y(t - (m - 1)\tau) \quad (13)$$

با توجه به زمان تأخیر ۲۵ برای داده های خام و تبدیل نشده، داده های مورد نظر پس از نرمالیزه شدن وارد شبکه شده اند (اسکویی، ۲۰۱۵).



شکل ۸: ساختار شبکه عصبی برای سری زمانی موردنظر

منبع: مرزبان (۲۰۱۵)

از ۱۹۸۹ داده مربوط به سری زمانی آشوبی مربوط، ۸۰ درصد آن‌ها به‌عنوان مجموعه آموزش و بقیه به‌عنوان مجموعه آزمایش در نظر گرفته می‌شود. در راستای یادگیری این شبکه عصبی، پس از آزمایش‌های مختلف با تعداد نورون‌های متفاوت مخفی، از یک شبکه عصبی چهار لایه استفاده شده است که در لایه پنهان اول ۵ نورون و در لایه پنهان دوم ۴ نورون با تابع فعالیت tansig در هر دو لایه به‌کار گرفته شده است. جدول (۳) دلیل استفاده از این شبکه را برای این سری زمانی را اثبات می‌کند. در این جدول شبکه عصبی مورد مطالعه در دو بخش مورد بررسی قرار گرفته است. در بخش اول، تعداد لایه پنهان یک در نظر گرفته شده و همچنین در تعداد نورون‌های مختلف و با دو تابع تحریک tansig و purelin مورد بررسی قرار گرفته است. در بخش دو نیز تعداد لایه‌های پنهان با تعداد نورون‌های متفاوت و با دو تابع تحریک نام برده شده مورد تجزیه و تحلیل واقع شده است. در ضمن با توجه به انتخاب تصادفی وزن‌های اولیه، برای اطمینان از صحت نتایج آموزش ۲۰ مرتبه اجرا و در هر آموزش ۱۰۰۰ تکرار در نظر گرفته شده است. همان‌طور که از این جدول برداشت می‌شود، تعداد لایه ۲ و همچنین تعداد نورون ۴ و ۵ و توابع تحریک هر دو tansig دارای ضریب همبستگی ۰/۹۹۸۳۱ می‌باشد که بیشترین ضریب همبستگی را دارد و به‌عنوان شبکه عصبی مورد نظر انتخاب می‌شود.

جدول ۳: نتایج شبکه طراحی شده

ضریب همبستگی	تابع تحریک	تعداد نورون	تعداد لایه‌ها
۰/۹۸۸۳۹	tansig	۳	۱
۰/۹۶۱۲۵	purelin	۴	
۰/۹۸۲۲۳	satlin	۵	
۰/۹۹۰۵۹	tansig-tansig	۱-۳	۲
۰/۹۹۰۳۴	tansig-purlin		
۰/۹۹۰۷۴	tansig-satlin		
۰/۹۹۲۱۸	tansig-tansig	۲-۳	
۰/۹۸۷۱۶	tansig-purlin		
۰/۹۸۵۴۷	tansig-satlin		
۰/۹۹۳۷۸	tansig-tansig	۱-۴	
۰/۹۹۱۷۵	tansig-purlin		
۰/۹۹۲۶۳	tansig-satlin		
۰/۹۹۵۱۸	tansig-tansig	۲-۴	
۰/۹۹۲۵۴	tansig-purlin		
۰/۹۹۵۰۸	tansig-satlin		
۰/۹۹۶۹۳	tansig-tansig	۳-۴	
۰/۹۹۳۵۵	tansig-purlin		
۰/۹۹۵۰۲	tansig-satlin		
۰/۹۹۵۸۹	tansig-tansig	۱-۵	
۰/۹۹۴۹	tansig-purlin		
۰/۹۹۴۲۴	tansig-satlin		
۰/۹۹۷۵۹	tansig-tansig	۲-۵	
۰/۹۹۵۰۴	tansig-purlin		
۰/۹۹۵	tansig-satlin		
۰/۹۹۷۱۳	tansig-tansig	۳-۵	
۰/۹۹۵۷۱	tansig-purlin		
۰/۹۹۰۷۳	tansig-satlin		
۰/۹۹۸۳۱	tansig-tansig	۴-۵	
۰/۹۹۵۱	tansig-purlin		
۰/۹۹۵۰۱	tansig-satlin		

منبع: یافته‌های تحقیق

در ادامه برای صحت‌گذاری روی انتخاب بهینه شبکه عصبی از معیارهای انتخاب AIC^۱، BIC^۲ و معیار تصحیح شده AICC استفاده شده است. برای داده‌های آموزش یا همان درون داده‌ها، این معیارها برای شبکه عصبی با ورودی‌ها و نرون‌های مختلف در لایه پنهان که تعداد آن‌ها از ۱ تا ۵ تغییر می‌کند، محاسبه می‌شود. انتظار می‌رود که از میان ساختارهای مذکور، یک شبکه عصبی به عنوان ساختار بهینه انتخاب شود که دارای کمترین مقدار هر یک از معیارهای گفته شده در بین سایرین باشد. همچنین از طریق محاسبه معیارهای RMSE^۳ و MAE^۴ دقت عملکرد مدل‌های منتخب در دوره آموزش را می‌سنجیم. معادلات ۱۳ تا ۱۷ نحوه محاسبه این معیارها و خطاها را نشان می‌دهد (شامانی و رمادان، ۲۰۱۹).

$$AIC = \log\left(\frac{\sum_{i=1}^T (y_i - \hat{y}_i)^2}{T}\right) + \frac{2\log(m)}{T} \quad (۱۴)$$

$$BIC = \log\left(\frac{\sum_{i=1}^T (y_i - \hat{y}_i)^2}{T}\right) + \frac{\log(m)\log(T)}{T} \quad (۱۵)$$

$$AICC = \log\left(\frac{\sum_{i=1}^T (y_i - \hat{y}_i)^2}{T}\right) + \frac{2m}{T - m - 1} \quad (۱۶)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{T}} \quad (۱۷)$$

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |(y_i - \hat{y}_i)| \quad (۱۸)$$

که در این معادلات T تعداد مشاهدات یا همان تعداد داده‌های آموزش و m تعداد پارامترها (وزن‌ها و بایاس‌ها) را نشان می‌دهد. جدول (۴) مقادیر محاسبه شده معیارهای AIC، BIC و AICC و همچنین خطاهای RMSE و MAE آن‌ها را برای مقادیر مختلف لایه پنهان نشان می‌دهد.

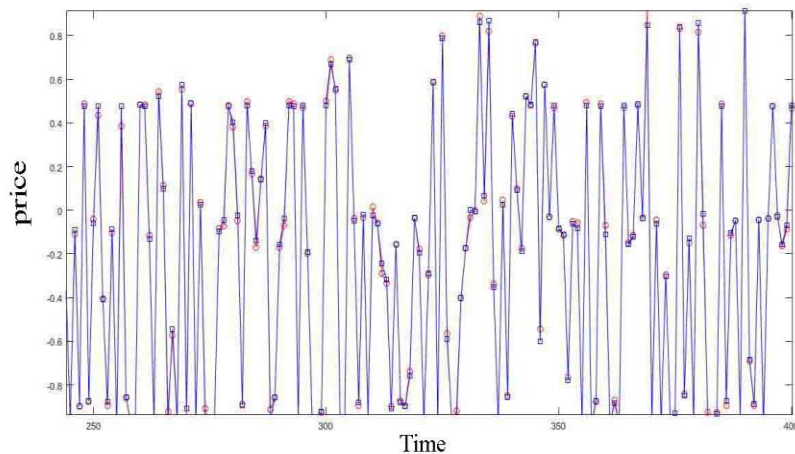
جدول ۴: نتایج معیارهای AIC، BIC و AICC و معیارهای دقت عملکرد در دوران آموزش

MAE	RMSE	AICC	BIC	AIC	تعداد نرون
۰٫۲۰۱	۰٫۲۸۲	-۰٫۰۱۸۹	-۰٫۰۳۰۵	-۰٫۰۳۱۷	(۱-۳)
۰٫۰۵۱۸	۰٫۰۷۶۵	-۰٫۰۵۱۳	-۰٫۰۶۰۶	-۰٫۰۶۴۱	(۲-۴)
۰٫۰۳۶۴	۰٫۰۵۳۵	-۰٫۰۵۹۹	-۰٫۰۶۸۱	-۰٫۰۷۲۸	(۳-۵)
۰٫۰۳۳۶	۰٫۰۴۸۶	-۰٫۰۷۰۳	-۰٫۰۷۸۱	-۰٫۰۸۳۲	(۴-۵)

منبع: یافته‌های تحقیق

1. Akaike Information Criterion
2. Bayesian Information Criterion
3. Root Mean Square Error
4. Mean Absolute Error

همان طور که از این جدول هم مشخص است تعداد نورون ۴ و ۵ ساختار بهینه را در دوران آموزش نشان می‌دهد که با نتایج جدول (۳) نیز تطابق دارد. نتایج به دست آمده نشان از آموزش خوب و عملکرد قابل قبول این شبکه عصبی دارد که در شکل (۹) ملاحظه می‌شود.

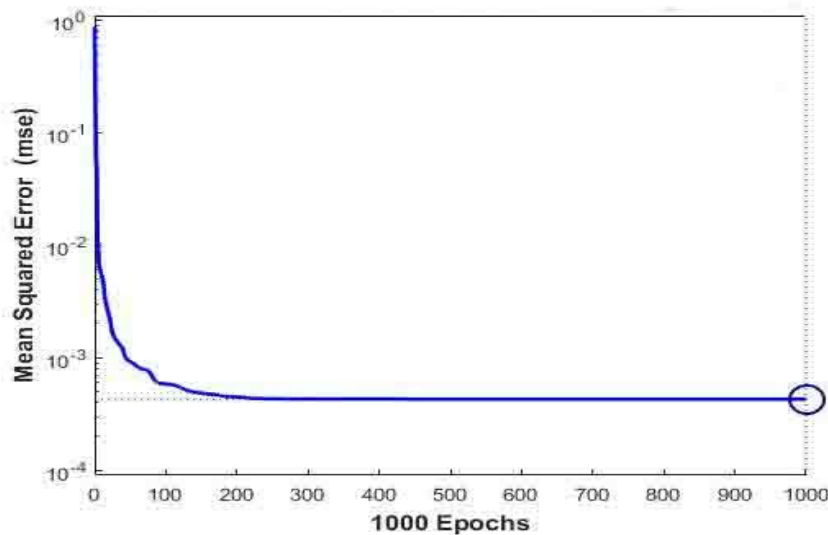


شکل ۹: سری زمانی پیش‌بینی شده

منبع: یافته‌های تحقیق

در شکل فوق نقاط پررنگ، داده‌های اصلی سری زمانی صنایع فراورده‌های نفتی می‌باشد و نقاط با رنگ کمتر داده‌های شبکه آموزش دیده می‌شود. خطای شبکه برای داده‌های آزمایش از طریق میانگین مربعات خطا محاسبه می‌شود. در واقع این مقدار تفاوت بین مقادیر تخمینی و آنچه که به دست آمده است را در فرمول (۱۳) نشان می‌دهد (میناسنی و همکاران، ۲۰۱۹). این مقدار برابر $0,0014303$ است که در شکل (۱۰) ملاحظه می‌شود.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (19)$$



شکل ۱۰: خطای شبکه

منبع: یافته‌های تحقیق

با توجه به جدول (۵) خطای پیش‌بینی برای داده‌های سری زمانی موردنظر اندازه‌گیری شده است. همان‌طور که مشخص است این مقدار خطا برای زمان‌های مختلف ناچیز بوده و قابل‌اغماض است. خطای پیش‌بینی اختلاف مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده در دوره زمانی متناظر تعریف می‌شود. اگر E_t خطای پیش‌بینی در پریود t ، Y_t مقدار واقعی در زمان t و F_t مقدار پیش‌بینی در پریود t باشند، خطای پیش‌بینی طبق رابطه (۱۴) به دست می‌آید (یوان، ۲۰۱۸):

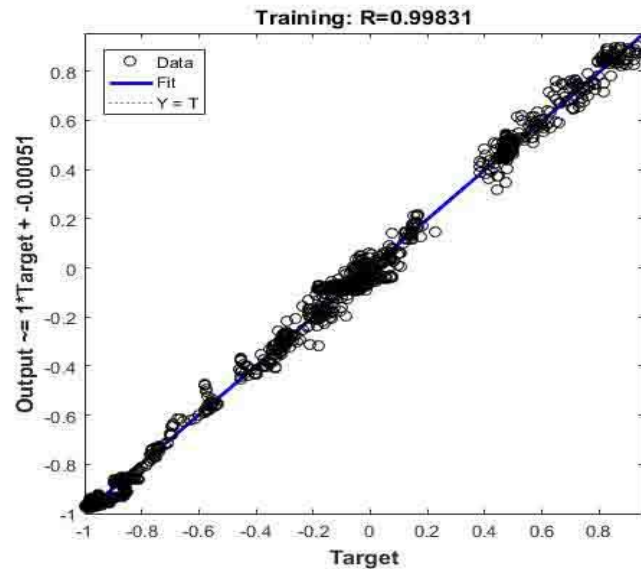
$$E_t = Y_t - F_t \quad (20)$$

جدول ۵: مقدار خطای پیش‌بینی شبکه عصبی طراحی شده

تاریخ	قیمت پیش‌بینی	قیمت واقعی	خطای پیش‌بینی
۹۶/۰۲/۲۸	۲۱۹۱۵۶	۲۱۹۴۱۱	۲۵۵
۹۶/۰۳/۰۳	۲۲۰۸۵۳	۲۲۲۴۱۷	۱۵۶۴
۹۶/۰۹/۰۳	۱۹۵۵۲۳	۱۹۵۶۰۹	۸۶
۹۷/۰۲/۰۳	۱۵۶۴۸۸	۱۵۶۱۶۲	۳۲۶
۹۸/۰۲/۰۳	۱۴۸۷۵۳	۱۴۷۵۰۷	۱۲۴۶

منبع: یافته‌های تحقیق

همچنین ضریب همبستگی ۰٫۹۹ همان‌طور که در شکل (۱۱) ملاحظه می‌شود، نشان از عملکرد خوب شبکه را دارد.



شکل ۱۱: ضریب همبستگی شبکه عصبی موردنظر

منبع: یافته‌های تحقیق

نتیجه‌گیری

با توجه به وجود نوسانات بسیار زیاد، اغلب فرایند سری زمانی قیمت فراورده‌های نفتی به صورت تصادفی در نظر گرفته می‌شود. نظریه آشوب، نظم را در رفتار به ظاهر تصادفی سیستم‌های دینامیک غیرخطی معین جستجو می‌کند. این نظریه در بازارهای مالی بر پیروی قیمت این بازارها از رابطه معین غیرخطی دلالت دارد و در صورت آگاهی کامل از شرایط اولیه، قابل پیش‌بینی خواهد بود. در این پژوهش، آزمون‌های آشوب برای سری زمانی روزانه قیمت فراورده‌های نفتی در بازار مبادلات بورس تهران، در یک دوره زمانی ۱۰ ساله انجام شده و مشخص گردید که دلیل نوسانات قیمت فراورده‌های نفتی در این بازار، مکانیزم درونی سیستم مولد آن است و تکانه‌های خارجی و تصادفی نقشی در ایجاد چنین رفتارهای به ظاهر بی‌نظم ندارند.

از آنجایی که تنها داده‌های سری زمانی برگرفته از سیستم‌های دینامیکی غیرخطی پیچیده وجود دارد، تخمین بُعد محاط مناسب و تأخیر زمانی برای بازسازی فضای حالت و استفاده از آن‌ها برای تخمین نمای لیاپانف برای تشخیص آشوبی بودن یا نبودن سیستم دینامیکی موردنظر به منظور شناخت و پیش‌بینی آینده بسیار مهم هستند. در پژوهش، جهت بررسی آشوبناک بودن سری زمانی قیمت سهام صنایع فراورده‌های نفتی از آزمون‌های نمای لیاپانف و سطح مقطع پوانکاره استفاده شده است. با توجه

به آزمون‌های انجام شده در این مطالعه، می‌توان نتیجه گرفت که به دلیل غیرخطی بودن سیستم سری زمانی قیمت فراورده‌های نفتی، استفاده از مدل‌های خطی برای برآورد و پیش‌بینی دقیق نخواهند بود و انتظار می‌رود که پیش‌بینی با مدل‌های غیرخطی دقیق‌تر عمل نمایند و در این راستا با توجه به خطای پیش‌بینی برای داده‌های سری زمانی موردنظر اندازه‌گیری شد (جدول ۵) و مشخص شد که مقدار خطا در این روش برای زمان‌های مختلف ناچیز بوده و قابل‌اغماض است. چون مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با توجه به ساختاری غیرخطی و انعطاف‌پذیر که دارند، قادر هستند که هر نوع الگوی حاکم بر داده‌ها را فرا گرفته، برآورد و پیش‌بینی نمایند. اکنون به نظر می‌رسد که ابزار جدیدی برای درک رفتار سیستم‌های غیرخطی سری زمانی بر مبنای مطالعه بُعد فراکتالی و نمای لیاپانف قابل معرفی کردن است؛ بنابراین، در این پژوهش با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی شده است تا قیمت‌های آتی سهام صنایع فراورده‌های نفتی پیش‌بینی شود و با استفاده از یک شبکه عصبی پیش‌رونده چهار لایه با تابع فعال‌ساز غیرخطی "tansig" به دلیل داشتن خطای کمتر نسبت به دیگر مدل‌ها، برای آموزش شبکه قیمت فراورده‌های نفتی استفاده شده است. با این شبکه آموزش‌دیده شده می‌توان قیمت‌های آتی این صنایع را با خطای بسیار کمی پیش‌بینی کرده و براساس همین پیش‌بینی تصمیمات راهبردی جهت نیل به اهداف را اتخاذ نمود.

منابع

- احمدی، فرشاد؛ دین پژوه، یعقوب؛ فاخری فرد، احمد و خلیلی، کیوان. (۱۳۹۲). «مقایسه مدل های خطی و غیرخطی سری زمانی در پیش بینی جریان رودخانه (مطالعه موردی: رودخانه باراندوز چای ارومیه)»، علوم و مهندسی آبیاری، ۳۷(۱)، ۹۳-۱۰۵.
- انیس حسینی، مسعود و ذاکر مشفق، محمد. (۱۳۹۵). «رویکرد نظریه آشوب در تحلیل سری زمانی دبی رودخانه (مطالعه موردی: رودخانه کشکان)»، مجله پژوهش آب ایران، ۲(۱۰)، ۹۷-۱۰۶.
- حیدری فتح آباد، علی و تکلیف، عاطفه. (۱۳۹۷). «بررسی رابطه امنیت تقاضای صادرات نفت خام و سرمایه گذاری بخش بالادستی صنعت نفت در کشورهای عضو اوپک»، پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران، ۲۸(۷)، ۸۱-۵۱.
- دباغ، رحیم؛ کوهی لیلان، بابک؛ جواهریان، لیلا و لطیفی، مهشید. (۱۳۹۴). «بررسی کارایی فنی و بهره‌وری صنایع استان آذربایجان غربی با استفاده از روش های پارامتریک و ناپارامتریک»، مجلس و راهبرد، ۲۲(۸۳)، ۳۰۵-۳۳۳.
- شاکری، سیده زهرا؛ همایونی فر، مسعود؛ فلاحی، محمدعلی و شعرباف تیریزی، سعید. (۱۳۹۴). «بررسی نظریه آشوب در قیمت سکه بهار آزادی در ایران»، دوفصلنامه اقتصاد پولی و مالی، ۱۰(۲۲)، ۸۵-۱۰۳.
- شمسی، ابوالفضل و مدیری، ناصر. (۱۳۹۶). «ارائه رویکردی جدید جهت کاهش زمان تاخیر در شبکه های مبتنی بر نرم افزار با استفاده از مسیریابی، سومین کنفرانس ملی محاسبات توزیعی و پردازش داده های بزرگ، تبریز، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان.
- فخرائی، جواد؛ محمدخانلو، حشمت اله و غیور، مصطفی. (۱۳۹۴). «تحلیل تأثیر حضور سرنشین بر ارتشاعات آشوبناک مدل غیرخطی خودروی کامل»، مجله مهندسی مکانیک مدرس، ۱۱(۱۵)، ۱۸۴-۱۷۳.
- فرازمند، حسن و کرد زنگنه، ناهید. (۱۳۹۷). «پیش بینی قیمت نفت خام و تعیین سطح تولید بهینه با استفاده از الگوی تکاملی شبکه های عصبی و تعادل نش»، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، ۵۶(۱۴)، ۱۷۹-۲۰۲.
- فرزین، سعید؛ حسینی، خسرو؛ کرمی، حجت و موسوی، سید فرهاد. (۱۳۹۶). «تحلیل سری زمانی فرایندهای هیدرولوژیک از دیدگاه نظریه آشوب (مطالعه موردی: بارش ماهانه دریاچه ارومیه)»، مجله علمی-پژوهشی مهندسی عمران مدرس، ۱۷(۲)، ۲۲۵-۲۳۴.
- فزنوش، رحمان و بهبودی، مریم. (۱۳۹۷). «تحلیل سری های زمانی مالی، انتشارات علم و صنعت ایران.
- فطرس، محمدحسن و هوشیدری، مریم. (۱۳۹۶). «بررسی میزان اثرپذیری نوسانات شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران و دوی از نوسانات قیمت جهانی نفت خام»، فصلنامه علمی- پژوهشی مطالعات اقتصادی کاربردی ایران، سال ششم، شماره ۲۲، ۱۷۱-۱۹۱.
- فیروزی جهان تیغ، فرزاد و دهقانی پور تلگردویی، صفورا. (۱۳۹۷). «وقفه های زمانی بهینه در پیش بینی قیمت نفت توسط شبکه عصبی پویا اصلاح شده با الگوریتم ژنتیک»، فصلنامه مطالعات انرژی، ۵۶(۱۴)، ۱۴۳-۱۱۵.
- مشیری، سعید و فروتن، فائزه. (۱۳۸۳). «آزمون آشوب و پیش بینی قیمت های آتی نفت خام»، فصلنامه پژوهش های اقتصادی ایران، ۲۱(۶)، ۶۷-۹۰.
- مهدی، عسلی. (۱۳۸۶). «نامتقارن بودن عکس العمل تقاضا برای نفت نسبت به تغییرات درآمد و قیمت نفت: مقایسه چین و کشورهای توسعه یافته طی سال های ۱۹۷۰-۲۰۰۸»، مطالعات اقتصاد انرژی، ۱۴، ۳۸-۵.
- Abarbanel, H. (2012). *Analysis of observed chaotic data*. Springer Science & Business Media.

- Barkoulas, J. T., Chakraborty, A., Ouandlous, A. (2012). "A metric and topological analysis of determinism in the crude oil spot market", *Energy Economucs*, 34(2), 584-591.
- Bhavsar, R., Davey, N., Helian, N., Sun, Y., Steffert, T., Mayor, D. (2018). "Time Series Analysis using Embedding Dimension on Heart Rate Variability", *Procedia computer science*, 145, 89-96.
- Cortez, C. T., Saydam, S., Coulton, J., Sammut, C. (2018). "Alternative techniques for forecasting mineral commodity prices". *International Journal of Mining Science and Technology*, 28(2), 309-322.
- Dabbagh, R., Yousefi, S. (2019). A hybrid decision-making approach based on FCM and MOORA for occupational health and safety risk analysis. *Journal of safety research*, 71, 111-123.
- Debnath, B., Mourshed, M. (2018). Forecasting methods in energy planning models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 88, 297-325.
- Heidari, H., Babaei, S. (2014). "Investigating the Impact of Oil Crude Price Uncertainty on the Growth of the Industrial and Mine Industry in Iran Applied to Markov Conversion Models", *Energy Economics Review*, 11(41), 43-70.
- Lahmiri, S. (2017). "A study on chaos in crude oil markets before and after 2008 international financial crisis", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 1(466), 389-395.
- Marzban, D., Javaheri, B., Akbariyan, B. (2005). "A comparison between structural econometric models, time series and the neural network for predicting exchange rates, Journal of Economic Research (Tahghihat-e-Eghtesadi), 2(40), 181-216.
- Minasny, B., Montazerolghaem, M., Padarian, J., Ferguson, R., Bailey, S., McBratney, A. B. (2019). "Convolutional neural network for simultaneous prediction of several soil properties using visible/near-infrared, mid-infrared, and their combined spectra". *Geoderma*, 352, 251-267.
- Oskooei, A. (2015). "Application of window slider method to select the time delayed neural network structure in the prediction of financial time series", *Economic Research*, 15(57), 75-108.
- Shamany, R., Ramadan, T. (2019). "Comparison Performance Prediction between some Artificial Neural Networks (Box Jenkins) methodology with application". *IRAQI JOURNAL OF STATISTICAL SCIENCES*, 16(28), 51-76.
- Silvestre, H. C., Gomes, R. C., Lamba, J. R., Correia, A. M. (2018). "Implementation of Brazil's energy policy through the national oil company: From institutional chaos to strategic order". *Energy policy*, 119, 87-96.
- Strogatz, S. H. (2014). *Nonlinear dynamics and chaos: with applications to physics, biology, chemistry, and engineering*, Westview press
- Urboniene, A., Endrawes, M., Matawie, K. (2013). "The relationship between students' thinking styles and professional skepticism". *International Journal on Global Business Management & Research*, 1(2), 5-13
- West, B., Bologna, M., Grigolini, P. (2012). *Physics of fractal operators*. Springer Science & Business Media.
- Yuan, Z. (2018). *Neural sequence modelling for learner error prediction*. In Proceedings of the Thirteenth Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications (pp. 381-388).

Chaos theory and predict future prices in the oil productsJozmaleki, M.¹, Dabbagh, R.^{2*}, Behnia, S.³**Abstract**

Today, special attention has been paid to the capabilities of chaos theories and neural networks and the application of these two models in financial markets, especially petroleum products. In this study, daily values of stocks of Iranian petroleum products during December 2007 to June 2016 have been studied. Due to the nonlinear nature of financial data, chaos theory is used to study the chaotic amount of time series. The chaos theory based on Liapanov's exponent and fractal dimension studies the time series caused by nonlinear dynamic systems. In chaos theory, first, using the Lyapanov diagrams and the Poincaré surface of section map and measuring the correlation dimension, the possibility of chaos in time series of daily value of oil products in Iran is investigated. Then, the Lyapunov diagram is plotted using the delay time estimation obtained from the method of the average of mutual information and embedding dimension using the algorithm of the false nearest neighbors. The Lyapunov map and the Poincaré surface of section indicate a chaos in the investigated time series. According to the provocation of chaos in this time series, its nonlinearity was deduced. Therefore, a suitable neural network was designed and the best model was selected to predict the future prices of petroleum products stock with a correlation coefficient of 0.99831 and the error of the training data is 0.0012 and the error of the test data is 0.002 that indicating good accuracy in modeling the price of these industries and can be used to predict its future price.

Keywords

Chaos, prediction, Artificial neural network, nonlinear dynamic systems, time series.

JEL Classifications: E17, Q47, C45, C61, C53, C55.

-
1. Master of Industrial Engineering, Urmia University of Technology **Email:** m.jozmaleki@ine.uut.ac.ir
 2. Associate Professor, Department of Industrial Engineering, Urmia University of Technology **Email:** r.dabbagh@uut.ac.ir
 3. Professor of Physics, Urmia University of Technology **Email:** s.behnia@sci.uut.ac.ir