



پیش‌بینی تلاطم شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران: به کارگیری مدل‌های یادگیری ماشین

لیلی نیکبخت^۱

شهرام فتاحی^۲

عباس افلاطونی^۳

اقدس قمشه^۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۱۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۱۴

چکیده

این پژوهش به دنبال بررسی اثر شوک‌های افزایشی و کاهش‌ی قیمت نفت و نرخ ارز بر تلاطم شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران و پیش‌بینی تلاطم است. در این راستا، هشت روش مجزا شامل رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، رگرسیون لاسو (LASSO)، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، شبکه عصبی بازگشتی (RNN)، حافظه کوتاه‌مدت طولانی (LSTM)، واحد بازگشتی دروازه‌ای (GRU) و واحد بازگشتی دروازه‌ای دوسویه (BiGRU) به کار رفته‌اند. افزون بر آن، نتایج هشت روش فوق با استفاده از چهار رویکرد میانگین، میانگین پیراسته و رویکرد میانگین مجذور خطاهای تنزیلی (DMSFE) با ضرایب تنزیل ۱ و ۰/۹ ترکیب گردیده و نتایج روش‌های مجزا و ترکیبی، با استفاده از دو معیار میانگین مجذور خطاها و ضریب تعیین، مقایسه شده‌اند. نتایج بیانگر آن است که شوک‌های کاهش‌ی قیمت نفت و شوک‌های افزایشی و کاهش‌ی نرخ ارز، پیش‌بینی کننده‌های خوبی برای تلاطم شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران هستند. مقایسه روش‌های مجزا نشان می‌دهد که در پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای، دو روش GRU و BiGRU و در پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای، روش‌های ANN و GRU نسبت به سایر روش‌ها از عملکرد بهتری برخوردارند. به علاوه، یافته‌ها بیانگر آن است که ترکیب نمودن نتایج روش‌های هشت‌گانه، عموماً دقت پیش‌بینی‌ها را بهبود بخشیده و مقایسه نتایج ترکیبی حاکی از عملکرد بهتر رویکرد DMSFE است.

واژه‌های کلیدی: شوک قیمت نفت، شوک نرخ ارز، تلاطم شاخص، یادگیری ماشین، پیش‌بینی.

طبقه بندی: JEL: C45, C53, G15, G17

۱. گروه اقتصاد، دانشکده اقتصاد و حسابداری، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. L.Nikbakht@razi.ac.ir

۲. گروه اقتصاد، دانشکده اقتصاد و حسابداری، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. (نویسنده مسؤول). sfattahi@razi.ac.ir

۳. گروه حسابداری، دانشکده علوم اقتصادی و اجتماعی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. A.Aflatooni@basu.ac.ir

۴. گروه اقتصاد، دانشکده اقتصاد و حسابداری، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. A.Ghomsheh@razi.ac.ir



۱- مقدمه

در تمام کشورهای دنیا، نفت خام به عنوان یک منبع راهبردی و حیاتی در نظر گرفته می‌شود. در سال‌های اخیر، به دلایلی چون همه‌گیری کووید ۱۹ و درگیری بین روسیه و اوکراین، قیمت جهانی نفت خام به‌طور مکرر دچار شوک‌های افزایشی و کاهش‌ی شده و منجر به تلاطم شدید در بازارهای مالی گردیده است (وانگ^۱ و همکاران، ۲۰۲۴). به بیان دیگر، قیمت نفت خام یکی از عوامل اساسی است که بر قیمت سهام تأثیر می‌گذارد (سرور^۲ و همکاران، ۲۰۲۰؛ احمد و هوو^۳، ۲۰۲۱؛ هاشمی و همکاران، ۲۰۲۲؛ جین^۴ و همکاران، ۲۰۲۲؛ وی^۵ و همکاران، ۲۰۲۳). و انتظار می‌رود که شوک‌های قیمت نفت، بازده سهام و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران را نیز تحت تأثیر قرار دهد (شهبازی و همکاران، ۱۳۹۲؛ پایتختی اسکویی و شافعی، ۱۳۹۴؛ میرهاشمی دهنوی و همکاران، ۱۳۹۴؛ فطرس و هوشیدری، ۱۳۹۷؛ فکاری سردهایی و همکاران، ۱۳۹۷؛ امین خرازیان و همکاران، ۱۴۰۱؛ واحدی و همکاران، ۱۴۰۲؛ داراب ملک‌آبادی، ۱۴۰۲). از سوی دیگر، چون بر اساس فرضیه برابری قدرت خرید^۶، تغییرات نرخ ارز روی بهای تمام‌شده تولید محصولات و خدمات واحدهای تجاری، اثرگذار است (پوتراس^۷، ۲۰۰۴)؛ بازده سهام را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهد (وونگ^۸، ۲۰۲۲؛ چانگ و چانگ^۹، ۲۰۲۳؛ منر^{۱۰} و همکاران، ۲۰۲۴). بنابراین، انتظار می‌رود که شوک‌های نرخ ارز، روی بازده سهام و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران اثرگذار باشند (عباسیان و همکاران، ۱۳۸۷؛ نجارزاده و همکاران، ۱۳۸۸؛ طاهری و صارم صفاری، ۱۳۹۰؛ محرابیان و چگنی، ۱۳۹۳؛ بخشانی، ۱۳۹۴؛ جلایی و همکاران، ۱۳۹۴؛ ادیب‌پور، ۱۳۹۵؛ مولایی و همکاران، ۱۳۹۶؛ هوشمندی و همکاران، ۱۴۰۰؛ محمدی و همکاران، ۱۴۰۳).

در پژوهش‌های پیشین داخلی، با به‌کارگیری رهیافت‌های مختلف، اثر قیمت نفت و نرخ ارز بر بازده سهام و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران بررسی شده است. در این پژوهش، نخست با پیروی از کیلیان و ویگفوسون^{۱۱} (۲۰۱۳) و وانگ و همکاران (۲۰۲۴) شوک‌های افزایشی و کاهش‌ی قیمت نفت و نرخ ارز محاسبه شده‌اند و در ادامه، با به‌کارگیری رگرسیون چندگانه، اثر شوک‌ها بر تلاطم شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران بررسی گردیده و با استفاده از هفت روش یادگیری ماشین شامل رگرسیون عمل‌گر گزینش و انقباض کمترین قدرمطلق^{۱۲}

1. Wang
2. Sarwar
3. Ahmed and Huo
4. Jin
5. Wei
6. Purchasing power parity hypothesis
7. Poitras
8. Wong
9. Chang and Chang
10. Manner
11. Kilian and Vigfusson
12. Least absolute shrinkage and selection operator (LASSO)

(LASSO)، رگرسیون بردار پشتیبان^۱ (SVR)، شبکه عصبی مصنوعی^۲ (ANN)، شبکه عصبی بازگشتی ساده^۳ (RNN)، حافظه کوتاه‌مدت طولانی^۴ (LSTM)، واحد بازگشتی دروازه‌ای^۵ (GRU) و واحد بازگشتی دروازه‌ای دوسویه^۶ (BiGRU)، تلاطم شاخص به‌صورت درون‌نمونه‌ای و برون‌نمونه‌ای، پیش‌بینی شده است. به‌علاوه، با استفاده از چهار رویکرد میانگین، میانه، میانگین پیراسته و رویکرد میانگین مجذور خطاهای تخفیف‌یافته^۷ (DMSFE)، نتایج پیش‌بینی با رویکرد رگرسیون چندگانه و هفت روش یادگیری ماشین، ترکیب گردیده و نتایج روش‌های مجزا و ترکیبی، با به‌کارگیری دو معیار میانگین مجذور خطاهای^۸ و ضریب تعیین^۹، مقایسه شده‌اند. در ادامه، به‌ترتیب مبانی نظری و پیشینه پژوهش، روش‌شناسی، یافته‌ها و بحث و نتیجه‌گیری ارائه گردیده است.

۲- مبانی نظری و پیشینه

بورس اوراق بهادار نقش محوری در رشد صنعت و تجارت کشور دارد و از این رو، دولت، سهامداران، متخصصین صنایع مختلف و سایر دست‌اندرکاران اقتصادی، به‌خوبی رویدادهای مرتبط با آن را زیر نظر دارند. بازار سهام با تسهیل در ایجاد مشاغل، تقویت نوآوری و رقابت و کمک به درآمدهای دولت از طریق مالیات، به اقتصاد ملی کمک می‌کند. بنابراین، سلامت بازار سهام، دماسنج خوبی برای ارزیابی سلامت کلی اقتصاد کشور است. عوامل متعدد درون‌سازمانی و برون‌سازمانی بر قیمت سهام شرکت‌ها اثر دارند و در نتیجه، شاخص قیمت بورس اوراق بهادار را تحت تأثیر قرار می‌دهند. از عوامل درون‌سازمانی می‌توان به عایدی هر سهم، سود نقدی هر سهم، افزایش سرمایه، نسبت قیمت به درآمد و ... اشاره کرد (کریم‌زاده، ۱۳۸۵). همچنین، به باور عباسی و همکاران (۱۳۹۴)، چون نفت خام ماده اولیه در تولید بسیاری از محصولات در شرکت‌های پذیرفته‌شده بورس است و تغییرات نرخ ارز، منجر به ایجاد نوسان در درآمدهای ارزی شرکت‌های صادرکننده و نیز درآمدهای نفتی کشور می‌شود؛ ایجاد شوک در قیمت نفت و نرخ ارز می‌تواند روی قیمت سهام شرکت‌ها اثرگذار بوده و تلاطم در بازار سرمایه را در پی داشته باشد. از سوی دیگر، با باور پوتراس (۲۰۰۴) و بر اساس فرضیه برابری قدرت خرید، تغییرات نرخ تورم روی تغییرات نرخ ارز اثرگذار است و تغییرات نرخ ارز منجر به تغییر در بهای تمام‌شده محصولات شرکت‌ها می‌شود و این امر، منجر به تغییر در سودآوری و قیمت سهام واحدهای تجاری می‌گردد و در نهایت، شاخص قیمت بورس اوراق بهادار را تحت تأثیر قرار می‌دهد. بنابراین، هرگونه شوک در نرخ ارز روی تلاطم بازار سرمایه، اثرگذار است. در این راستا و در پژوهش‌های پیشین خارجی، وانگ و همکاران (۲۰۲۴) دریافتند که شوک‌های افزایشی و کاهش‌ی قیمت نفت، شاخص قیمت صنایع مختلف بازار سرمایه چین را تحت تأثیر قرار می‌دهد. منر و همکاران

1. Support vector regression (SVR)
2. Artificial neural network (ANN)
3. Recurrent neural network (RNN)
4. Long short-term memory (LSTM)
5. Gated recurrent unit (GRU)
6. Bidirectional gated recurrent unit
7. Discount mean squared forecasting error combination (DMSFE)
8. Mean Square Error (MSE)
9. The coefficient of determination (R^2)

(۲۰۲۴) با پژوهش روی کشورهای آمریکای لاتین نشان دادند که به‌ویژه پس از بحران مالی ۲۰۰۸ و شیوع کووید ۱۹، تغییرات نرخ ارز روی بازار سهام، اثرگذار بوده است. یافته‌های وی و همکاران (۲۰۲۳) بیانگر آن است که بازارهای سهام ایالات متحده و چین به‌طور گسترده تحت تأثیر سه نوع شوک نفتی (شامل شوک‌های ناشی از سفته‌بازی^۱، شوک تقاضا و شوک عرضه) قرار دارند، شوک تقاضا مهم‌ترین محرک واریانس بازده و نوسانات سهام ایالات متحده و چین است و نوسانات کوتاه‌مدت بازده بازار سهام چین در برابر شوک‌های سفته‌بازی، آسیب پذیرترند. نتایج پژوهش چانگ و چانگ (۲۰۲۳) نشان می‌دهد که میزان ارتباط دو متغیر قیمت نفت و نرخ ارز با قیمت سهام، در چندک‌های مختلف قیمت سهام، متفاوت است.

نتایج سانچز گارسیا و کروز رامبود^۲ (۲۰۲۳) بیانگر تأثیر شوک‌های خالص نوسانات قیمت نفت و سرریزهای شوک^۳ از قیمت نفت به بازار سهام است. آنان بیان می‌کنند که نوسان در بازارهای بین‌المللی نفت یک پدیده تکرارپذیر است که باعث سرریز در بازارهای مالی می‌شود. هاشمی و همکاران (۲۰۲۲) دریافتند که تأثیر قیمت نفت خام برنت بر شاخص ترکیبی شانگهای و صنایع منتخب، قابل توجه است. به علاوه، آنان نشان دادند که قیمت نفت خام برنت تأثیر قابل توجهی بر برخی صنایع خاص مانند معدن، مواد شیمیایی، فلزات غیر آهنی و فولاد دارد، در حالی که اثر سرریز نوسان قیمت نفت خام برنت در صنایع معدنی، شیمیایی، فولاد، فلزات غیر آهنی، مصالح ساختمانی، دکوراسیون ساختمان، تجهیزات الکتریکی و الکترونیکی، نساجی و پوشاک، تولیدات سبک، خدمات عمومی و حمل و نقل، قوی‌تر است. یافته‌های وونگ (۲۰۲۲) مؤید اثرگذاری نرخ ارز واقعی بر قیمت سهام در کشورهای مالزی، فیلیپین، سنگاپور، کره، ژاپن، بریتانیا، آلمان، هنگ‌کنگ و اندونزی است. احمد و هوو (۲۰۲۱) دریافتند که بازار سهام چین تحت تأثیر شدید قیمت نفت است. آنان درخصوص سرریز شوک‌های دوطرفه بین قیمت نفت و شاخص بازار شواهدی ارائه کرده و نشان دادند که از قیمت نفت به شاخص بازار، سرریزهای شوک یک‌طرفه وجود دارد. یافته‌های سرور و همکاران (۲۰۲۰) درخصوص سرریز نوسان بین قیمت نفت و شاخص بازار سهام، وجود سرریز دوطرفه در بازار سهام کراچی و وجود سرریز یک‌طرفه در بورس شانگهای را تأیید می‌کند.

در پژوهش‌های پیشین داخلی، یافته‌های محمدی و همکاران (۱۴۰۳) بیانگر آن است که برای چندین دوره، نرخ ارز نقش پررنگی در ایجاد و افزایش رفتار رهمای در بازار سهام داشته است. محبوبی و همکاران (۱۴۰۲) دریافتند که درآمدهای ارزی، نرخ ارز و نرخ بهره بر نوسانات بازده سهام، مؤثرند. سرگل‌زایی و همکاران (۱۴۰۲) نشان دادند که میزان تأثیر نااطمینانی قیمت نفت بر شاخص بورس اوراق بهادار تهران در چندک‌های ابتدایی از ضریب کوچک‌تری نسبت به چندک‌های انتهایی برخوردار است. نتایج پژوهش رستمی و همکاران (۱۴۰۲) بیانگر آن است که پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار یک فرآیند چندبعدی بوده و از پیچیدگی‌های خاصی برخوردار است؛ لذا سرمایه‌گذاران و دست‌اندرکاران بازار باید با یک دیدگاه سیستمی سعی در پیش‌بینی شاخص نمایند. واحدی و همکاران (۱۴۰۲) دریافتند شدت تأثیر شوک قیمت نفت بر بازار سرمایه، در چندک‌های مختلف بازده

1. Speculation
2. Sánchez García and Cruz Rambaud
3. Shocks spillover

بازار، متفاوت است. آنان نشان دادند که در ایام صعود بازار سهام، شوک منفی قیمت نفت و در ایام ثبات شاخص کل قیمت بورس، شوک مثبت قیمت نفت اثر منفی شدیدی بر بازدهی بازار دارند. داراب ملک‌آبادی (۱۴۰۲) دریافت که اثرگذاری قیمت نفت بر بازار سهام از سه مجرای کانال مستقیم، کانال قیمت جهانی کالاها و کانال اقتصاد کلان رخ می‌دهد و شیوه اثرگذاری هر یک از این کانال‌ها بر بازار سهام، متفاوت است. امین خرازیان و همکاران (۱۴۰۱) نشان دادند که با افزایش در سطوح نااطمینانی (مانند تشدید تحریم‌ها، خروج ایالات متحده از برجام و همه‌گیری کووید-۱۹)، شدت رابطه بین قیمت نفت و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران، در بلندمدت و کوتاه‌مدت افزایش می‌یابد. یافته‌های محمدی و همکاران (۱۴۰۰) بیانگر آن است که نوسانات زودگذر قیمت نفت برنت، و شاخص صنایع نفتی و پتروشیمی به ترتیب دارای بیشترین اثرسریز هستند و براساس داده‌های روزانه و هفتگی، به ترتیب نوسانات دائمی طلا و شاخص بورس اوراق بهادار تهران بیشترین اثرپذیری و اثرگذاری را بر نوسانات سایر متغیرها دارند. هوشمندی و همکاران (۱۴۰۰) دریافتند که در رژیم با نوسانات زیاد، افزایش نرخ ارز منجر به افزایش شاخص سهام فرآورده‌های نفتی گردیده ولی شاخص سهام فرآورده‌های نفتی اثری بر نرخ ارز نداشته است. یافته‌های فکاری سردهایی و همکاران (۱۳۹۷) بیانگر آن است که در بلندمدت (کوتاه‌مدت)، شوک قیمت نفت اثر منفی (مثبت) بر شاخص بورس اوراق بهادار تهران دارد. نتایج مدرس و همکاران (۱۳۹۷) بیان می‌کند که میزان سهام آزاد شناور تأثیری بر نوسان‌پذیری بازده سهام ندارد. فطرس و هوشیدری (۱۳۹۷) نیز نشان دادند که بین بازدهی قیمت نفت، نرخ ارز، طلا و بازدهی شاخص بورس اوراق بهادار تهران، همبستگی شرطی وجود دارد. یافته‌های مولایی و همکاران (۱۳۹۶) بیانگر اثرگذاری یک‌طرفه تغییرات نرخ ارز روی شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران است. ادیب‌پور (۱۳۹۵) دریافت که نااطمینانی در نرخ ارز اثر مثبت و معناداری روی شاخص قیمت سهام شرکت‌های صنعتی دارد. میرهاشمی دهنوی و همکاران (۱۳۹۴) نشان دادند که در قیاس با نوسانات افزایشی قیمت نفت، نوسانات کاهشی، توان بالاتری در توضیح واریانس خطای پیش‌بینی شاخص قیمت بورس دارد. جلایی و همکاران (۱۳۹۴) دریافتند که شوک‌های نرخ ارز تأثیر مثبت و معناداری بر بازده بازار سهام دارند. حیدرپور و زارع‌رفیع (۱۳۹۳) دریافتند کیفیت گزارشگری مالی رابطه معکوس با تلاطم بازده سهام شرکت‌ها دارد.

۳- روش‌شناسی

در این پژوهش، در گام نخست داده‌های ماهانه قیمت نفت سنگین ایران (از سایت اوپک^۱) و نرخ ارز واقعی مبتنی شاخص قیمت مصرف‌کننده (از سایت صندوق بین‌المللی پول^۲) از ژانویه ۲۰۰۶ تا دسامبر ۲۰۲۳ استخراج شده است. در ادامه، با پیروی از کیلیان و ویگفسون (۲۰۱۳) و وانگ و همکاران (۲۰۲۴)، شوک‌های افزایشی و کاهشی قیمت نفت و نرخ ارز واقعی با به‌کارگیری روابط زیر، محاسبه شده‌اند:

1. https://www.opec.org/opec_web
2. <https://data.imf.org/>

$$NPI = 100 * \max\{0, \ln(O_t/O_t^*)\} \quad (۱) \text{ شوک افزایشی}$$

$$ANP = 100 * \min\{0, \ln(O_t/O_t^{**})\} \quad (۲) \text{ شوک کاهش‌ی}$$

که در آن‌ها، O_t به قیمت نفت (نرخ ارز واقعی) ماه t ام، O_t^* به حداکثر مقدار قیمت نفت (نرخ ارز واقعی) در ۱۸ ماه اخیر منتهی به ماه t ام و O_t^{**} به حداقل مقدار قیمت نفت (نرخ ارز واقعی) در ۱۸ ماه اخیر منتهی به ماه t ام اشاره دارد. در نهایت، دو متغیر ONPI و OANP (RNPI و RANP) که به ترتیب با روابط فوق محاسبه شده‌اند، بیانگر شوک‌های افزایشی و کاهش‌ی قیمت نفت (نرخ ارز واقعی) هستند که از آوریل ۲۰۰۷ تا دسامبر ۲۰۲۳ سنجیده شده‌اند. برای سنجش تلاطم شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران، نخست مقادیر روزانه شاخص (با استفاده از افزونه Tseclient 2.0) از ابتدای دسامبر ۲۰۰۸ تا پایان دسامبر ۲۰۲۳ استخراج شده و با استفاده از دو رابطه $100 * \{ \ln(P_t) / \ln(P_{t-1}) \}$ و $100 * \{ (P_t - P_{t-1}) / P_{t-1} \}$ ، بازده روزانه شاخص محاسبه گردیده است. در ادامه، با پیروی از وانگ و همکاران (۲۰۲۴)، لگاریتم طبیعی مجموع مجذورات بازده روزانه در روزهای کاری هر ماه، به عنوان معیار سنجش تلاطم شاخص برای آن ماه لحاظ گردیده و با توجه به اینکه بازده شاخص به دو روش فوق‌الذکر سنجیده شده، برای تلاطم نیز دو شاخص با نمادهای LnRV1 و LnRV2 محاسبه گردیده است. در این پژوهش، مدل پایه برای بررسی تأثیر شوک‌های نفتی و ارزی بر تلاطم شاخص، رگرسیون خطی چندگانه است که وقفه‌هایی از متغیر وابسته (تلاطم شاخص) را در کنار شوک‌های نفتی و ارزی به کار می‌گیرد. در این راستا، معیارهای اطلاعاتی آکائیک^۱ و شوارتز^۲، حضور تعداد ۳ وقفه را توصیه می‌نمایند.

با انطباق بازه زمانی داده‌های مربوط به شوک نفتی و ارزی و تلاطم شاخص و نیز لحاظ نمودن ۳ وقفه از تلاطم شاخص، بازه زمانی مؤثر پژوهش به مارس ۲۰۰۹ تا دسامبر ۲۰۲۳ (۱۷۸ ماه) محدود می‌شود که ۱۶۰ ماه نخست (مارس ۲۰۰۹ تا ژوئن ۲۰۲۲) برای آموزش مدل‌ها و انجام پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای و ۱۸ ماه پایانی (جولای ۲۰۲۲ تا دسامبر ۲۰۲۳) برای آزمون مدل و اجرای پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای در نظر گرفته شده است. افزون بر رگرسیون خطی چندگانه، در این پژوهش از هفت ابزار یادگیری ماشین (شامل LASSO، SVR، ANN، RNN، LSTM، GRU و BiGRU) نیز استفاده گردیده و عملکرد آن‌ها در پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای و برون‌نمونه‌ای، با دو معیار میانگین مجذور خطاها و ضریب تعیین، مقایسه شده است. در پایان، نتایج رگرسیون خطی چندگانه و ابزارهای یادگیری ماشین، با استفاده از رویکردهای میانگین، میانه، میانگین پیراسته و DMSFE با ضرایب تنزیل ۱ و ۰/۹، با یکدیگر تلفیق شده و نتایج ترکیبی نیز گزارش گردیده است. شایان ذکر است، با پیروی از وانگ و همکاران (۲۰۲۴) و به منظور حذف اثر ابعاد^۳، تمام متغیرها با به‌کارگیری رابطه $(X - X_{min}) / (X_{max} - X_{min})$ ، هم‌مقیاس شده‌اند. در این رابطه، X_{max} و X_{min} به ترتیب حداقل و حداکثر مقدار هر متغیر هستند. در ادامه، به معرفی روش‌های مورد استفاده برای ساخت مدل‌ها و پیش‌بینی پرداخته شده است.

1. Akaike
2. Schwarz
3. Dimension effect

۱-۳- رگرسیون خطی چندگانه (MLR)

همان‌طور که در بخش قبل بیان شد، در این پژوهش مدل‌های پایه برای بررسی تأثیر شوک‌های نفتی و ارزی بر تلاطم شاخص و اجرای پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای و برون‌نمونه‌ای، رگرسیون خطی چندگانه است که با در نظر گرفتن حداقل مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارتز، با سه وقفه بهینه از متغیر وابسته، به شکل زیر تنظیم شده‌اند:

$$LnRV_t = \alpha_0 + \alpha_1 ONPI_t + \alpha_2 OANP_t + \sum_{\tau=1}^3 \alpha_{2+\tau} LnRV_{t-\tau} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$LnRV_t = \beta_0 + \beta_1 RNPI_t + \beta_2 RANP_t + \sum_{\tau=1}^3 \beta_{2+\tau} LnRV_{t-\tau} + \varepsilon_t \quad (4)$$

که در آن‌ها، متغیرهای توضیحی و وابسته در بخش قبل تعریف و نمادگذاری شده‌اند.

۲-۳- رگرسیون لاسو (LASSO)

اگر تعداد و نوع متغیرهای توضیحی گزینش شده برای یک مدل رگرسیونی چندگانه، اشتباه باشد، می‌تواند منجر به بیش‌برازشی^۱ و افزایش خطای پیش‌بینی شود. برای برخورد با این موضوع، رگرسیون لاسو با اعمال یک تابع جریمه^۲ تحت این محدودیت که مجموع مقادیر مطلق ضرایب رگرسیون کمتر از یک مقدار ثابت باشد، مجموع مجذورات جملات خطا را به حداقل می‌رساند. با این کار، آن دسته از ضرایب که به صفر میل می‌کنند، از مدل رگرسیون کنار گذاشته می‌شوند. روش لاسو به انتخاب متغیرهای توضیحی معتبر و حل مشکل همخطی، کمک می‌کند. در این پژوهش، مقادیر برازش‌شده تلاطم شاخص به روش لاسو، از مدلی مشابه با مدل (۳) حاصل می‌شوند با این تفاوت که در آن، β_k برآوردگر انقباض است که به صورت زیر ارائه می‌شود:

$$\hat{\beta}_k = \operatorname{argmin} \left(\frac{1}{2(T-1)} \sum_{t=1}^{T-1} (LnRV_t - \widehat{LnRV}_t)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right) \quad (5)$$

در عبارت فوق، λ پارامتر جریمه است. مقادیر بزرگ‌تر λ بیانگر جریمه بیشتر روی ضریب و انقباض بیشتر آن است. با تغییر مقدار λ می‌توان درجه انقباض ضرایب را کنترل کرد. مقدار بهینه پارامتر جریمه، در مرحله آموزش مدل، حاصل می‌شود (وانگ و همکاران، ۲۰۲۴).

1. Overfitting
2. Penalty function

۳-۳- رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)

رگرسیون بردار پشتیبان یک روش رگرسیونی مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان^۱ است که داده‌ها با ابعاد پایین را از طریق یک تابع کرنل^۲ به فضایی با ابعاد بالاتر نگاشت می‌کند و با ایجاد یک ابرصفحه^۳ خطی بهینه، داده‌های اصلی را (که در ابعاد پایین، قابل تمایز نیستند) به صورت خطی رده‌بندی می‌کند. ایده اصلی رگرسیون بردار پشتیبان، یافتن ابرصفحه‌ای در یک فضا - حالت با ابعاد بالاست که بتواند حتی‌الامکان، نقاط داده را از یکدیگر جدا کند. این ابرصفحه به وسیله زیرمجموعه‌ای از داده‌های آموزشی (به نام بردارهای پشتیبان) تعیین می‌شود که نزدیک‌ترین نقاط به ابرصفحه هستند. برخلاف رگرسیون سنتی که هدف آن به حداقل رساندن فاصله بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی است؛ هدف رگرسیون بردار پشتیبان، یافتن ابرصفحه‌ای است که ضمن نزدیک بودن به نقاط داده، بیشترین فاصله را با بردارهای پشتیبان داشته باشد (اسمولا و اسکولکوف^۴، ۲۰۰۴).

۳-۴- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی که به عنوان یک الگوریتم رایانه‌ای، عملکرد بیولوژیکی مغز انسان را شبیه‌سازی می‌کند و قادر به یادگیری، به حافظه‌سپاری و ایجاد خروجی است؛ به‌طور گسترده در حوزه‌های مدیریت ریسک مالی و پیش‌بینی استفاده می‌شود (کائو و وانگ^۵، ۲۰۲۰). این رویکرد، راه‌حل‌ها را در مجموعه داده‌های چند بعدی و غیرخطی جستجو می‌کند و از قابلیت‌های خودسازگاری، خودآموزی و تصحیح خطا برخوردار است. شبکه عصبی مصنوعی در شکل کلی خود از یک لایه ورودی، لایه‌های پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. نرون‌های لایه ورودی اطلاعات را از دنیای بیرون دریافت نموده و آن را به نرون‌های لایه پنهان منتقل می‌کنند. لایه پنهان داده‌ها را پردازش می‌کند و نتایج به لایه خروجی منتقل می‌شود. ساختارهای مختلف شبکه عصبی را می‌توان با تغییر نرون‌ها، لایه‌های پنهان، وزن اتصال، الگوریتم یادگیری و تابع فعال‌سازی، ایجاد نمود. تعداد بهینه لایه‌های پنهان با آزمایش تعیین می‌شود و شبکه‌ای با کمترین مقدار خطا انتخاب می‌گردد (گارسیا کبلو^۶، ۲۰۲۲).

۳-۵- شبکه عصبی بازگشتی (RNN)

از معایب شبکه عصبی مصنوعی آن است که این شبکه هیچ بازخوردی بین لایه‌ها نداشته و حافظه‌ای از اطلاعات تاریخی ندارد، در حالی که شبکه عصبی بازگشتی قادر به حفظ اطلاعات در کوتاه‌مدت است و نه تنها اطلاعات جاری را لحاظ می‌کند، بلکه اطلاعات تاریخی را نیز مدنظر قرار می‌دهد. این نوع از شبکه عصبی، برای پردازش داده‌های مالی که در طول زمان، همبسته‌اند، بسیار مناسب است (وانگ و همکاران، ۲۰۲۴).

1. Support Vector Machines (SVM)
2. Kernel function
3. Hyperplane
4. Smola and Schölkopf
5. Cao and Wang
6. Self-adaptability, self-learning, and error-correction
7. García Cabello

۳-۶- شبکه عصبی بازگشتی حافظه کوتاه‌مدت طولانی (LSTM)

از معایب شبکه عصبی بازگشتی ساده، ناپدید شدن و یا انفجار گرادیان^۱ است و این موضوع، کار با سری‌های زمانی که همبستگی‌های بلندمدت دارند را دشوار می‌سازد. در این شرایط، شبکه حافظه کوتاه‌مدت طولانی با تعبیه یک دروازه فراموشی^۲ روی شبکه عصبی بازگشتی ساده، می‌تواند به‌طور موثر این مشکل را حل کند (لین^۳ و همکاران، ۲۰۲۲؛ لی^۴ و همکاران، ۲۰۲۳).

۳-۷- شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌ای (GRU)

همانند شبکه عصبی حافظه کوتاه‌مدت طولانی، شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌ای نیز نسخه دیگری از شبکه عصبی بازگشتی است. معماری این شبکه تا حد زیادی مشابه با شبکه حافظه کوتاه‌مدت طولانی است با این تفاوت که پارامترهای کمتری دارد و از سرعت همگرایی بالاتری برخوردار است. این شبکه دارای یک ساختار دروازه‌ای است که جریان اطلاعات را سازماندهی می‌کند و از دروازه‌های به‌روزرسانی و بازنشانی^۵، برای مدیریت حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت و به‌کارگیری اطلاعات گذشته و جاری برای پیش‌بینی مقادیر آتی، بهره می‌برد (لی و کیان^۶، ۲۰۲۲؛ ژانگ^۷ و همکاران، ۲۰۲۳).

۳-۸- شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌ای دوسویه (BiGRU)

شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌ای دوسویه در واقع نسخه بهبودیافته شبکه عصبی واحد بازگشتی است که از دو واحد بازگشتی با جهت‌های خروجی متضاد، تشکیل شده است و اثر اطلاعات را در جهت رو به جلو و عکس آن، مدنظر قرار قرار می‌دهد (وانگ و همکاران، ۲۰۲۲؛ هوانگ^۸ و همکاران، ۲۰۲۳).

۳-۹- رویکردهای ترکیب نتایج

با پیروی از وانگ و همکاران (۲۰۲۴) مقادیر پیش‌بینی شده درون‌نمونه‌ای و برون‌نمونه‌ای حاصل از هشت روش فوق‌الذکر، با رویکردهای مختلف و با رابطه زیر با یکدیگر ترکیب می‌شوند:

$$\widehat{RV}_{combine,t} = \sum_{m=1}^8 \omega_{m,t-1} \widehat{RV}_{m,t} \quad (6)$$

1. Gradient disappearance and gradient explosion
2. Forgetting gate
3. Lin
4. Li
5. Update and reset gates
6. Li and Qia
7. Zhang
8. Huang

که در آن، $\bar{RV}_{m,t}$ مقدار پیش‌بینی‌شده رویکرد m ام برای ماه t ، $w_{m,t}$ وزن مورد استفاده و $RV_{combine,t}$ میانگین موزون مقادیر $\bar{RV}_{m,t}$ است. وزن $w_{m,t-1}$ با توجه به هریک از روش‌های ترکیب، متفاوت است. در رویکرد میانگین، در هر ماه میانگین مقادیر پیش‌بینی‌شده متغیر تلاطم به روش‌های هشت‌گانه، محاسبه می‌شود. به بیان دیگر، وزن هر یک از مقادیر پیش‌بینی‌شده متغیر تلاطم در این رویکرد، $1/8$ (یک هشتم) است. در رویکرد میانه، در هر ماه میانه مقادیر پیش‌بینی‌شده متغیر تلاطم به روش‌های هشت‌گانه، لحاظ می‌گردد. در رویکرد میانگین پیراسته، در هر ماه حداقل و حداکثر مقدار پیش‌بینی‌شده متغیر تلاطم به روش‌های هشت‌گانه، کنار گذاشته شده و میانگین مقادیر باقیمانده محاسبه می‌گردد. به بیان دیگر، وزن هر یک از مقادیر پیش‌بینی‌شده متغیر تلاطم در این رویکرد، $1/6$ (یک ششم) است. در رویکرد میانگین مجذور خطاهای تنزیلی ابتدا با استفاده از رابطه $\omega_{m,t-1} = \phi_{m,t-1}^{-1} / \sum_{h=1}^8 \phi_{h,t-1}^{-1}$ وزن مورد استفاده برای مقادیر پیش‌بینی‌شده متغیر تلاطم به روش‌های هشت‌گانه، برای هر ماه محاسبه می‌شود. در این رابطه، $\phi_{m,t-1}$ معادل با $\sum_{s=t+1}^t \theta^{t-s} (RV_s - \bar{RV}_{m,s})^2$ تعریف می‌شود که در آن، $\bar{RV}_{m,s}$ مقدار پیش‌بینی‌شده متغیر وابسته در ماه s ام با روش m ام، RV_s مقدار واقعی متغیر وابسته و عبارت θ ضریب تخفیف^۱ است. پس از محاسبه وزن‌ها، با استفاده از رابطه (۶) مقادیر ترکیبی حاصل می‌گردند. با پیروی از ژانگ و همکاران (۲۰۱۹) و وانگ و همکاران (۲۰۲۴)، در این پژوهش ضرایب تنزیل ۱ و $0/9$ لحاظ شده و مقادیر حاصله با این دو مقدار، به ترتیب DMSFE1 و DMSFE2 نامگذاری گردیده‌اند.

۴- یافته‌ها

۴-۱- آماره‌های توصیفی

آماره‌های توصیفی متغیرهای پژوهش (قبل از هم‌مقیاس‌سازی) در جدول ۱ گزارش شده‌اند. نتایج بیانگر آن است که در بازه زمانی مورد بررسی، شوک‌های کاهشی قیمت نفت به‌طور میانگین قوی‌تر از شوک‌های افزایشی بوده‌اند و این موضوع در خصوص شوک‌های ارزی، برعکس است. اندازه بزرگ مقادیر چولگی و کشیدگی متغیرهای توضیحی و معناداری آماره جاک - برا^۲ بیانگر آن است که این متغیرها از توزیع نرمال انحراف زیادی دارند. معناداری آماره‌های لیانگ - باکس^۳ در مرتبه ۵ و ۲۰، بیانگر خودهمبسته بودن مقادیر متغیرهای وابسته و توضیحی (به غیر از RANP) است. افزون بر آن، معناداری آماره‌های دیکی فولر - تعمیم‌یافته و فیلپس - پرون بیانگر مانا بودن تمام متغیرها در سطح داده‌ها هستند.

1. Discount coefficient
2. Jarque-Bera
3. Ljung-Box

جدول ۱. آماره‌های توصیفی

شاخص تلاطم		شوکه‌های قیمت نفت		شوکه‌های نرخ ارز		
LnRV2	LnRV1	O-NPI	O-ANP	R-NPI	R-ANP	
۲/۴۱۰۵	۲/۴۰۷۲	۰/۸۵۷۴	-۱/۶۶۱۶	۱/۲۹۳۴	-۰/۱۶۳۳	میانگین
۱/۲۹۷۴	۱/۲۹۴۴	۲/۵۰۱۱	۷/۴۴۳۷	۱/۷۱۶۵	۱/۸۸۱۱	انحراف معیار
-۰/۱۳۱۴	-۰/۱۳۳۳	۳/۷۵۳۸	-۵/۷۸۵۱	۱/۴۳۰۶	-۱۲/۷۸۳۵	چولگی
۲/۴۳۴۵	۲/۴۳۵۶	۲۰/۱۲۱۷	۴۰/۷۱۳۰	۵/۱۶۸۴	۱۶۸/۰۵۱۰	کشیدگی
۲/۹۳	۲/۹۴	۲۶۳۵/۹۴**	۱۱۷۳۵/۹۱**	۹۷/۲۰**	۲۱۰۳۷۸/۷۰**	جارک - برا
۳۲۱/۹۱**	۳۲۲/۷۲**	۴۳/۵۲**	۴۵/۰۷**	۱۹۵/۲۲**	۵/۲۵	Q(5)
۵۸۲/۶۳**	۵۸۴/۷۵**	۶۴/۱۹**	۵۲/۱۰**	۲۶۷/۴۰**	۵/۴۵	Q(20)
-۳/۳۳۸۸*	-۳/۳۳۵۶*	-۹/۱۷۹۵**	-۸/۳۰۳۷**	-۶/۰۲۸۷**	-۱۱/۲۵۷۶**	ADF
-۴/۹۷۴۷**	-۴/۹۷۴۶**	-۹/۴۳۲۶**	-۸/۰۳۹۵**	-۶/۱۳۳۳**	-۱۱/۲۴۲۳**	PP

منبع: یافته‌های پژوهشگر

یادداشت: Q آماره لیانگ - باکس، ADF آماره آزمون دیکی - فولر تعمیم‌یافته و PP آماره آزمون فیلیپس - پرون است. نمادهای * و ** به ترتیب بیانگر معناداری در سطح خطای ۱۰ درصد و ۵ درصد هستند.

۴-۲- به‌کارگیری مدل رگرسیون خطی

نتایج برازش مدل‌های (۳) و (۴) با متغیرهای وابسته LnRV2 و LnRV1 و به‌کارگیری رویکرد حداقل مربعات با برآوردگر مستحکم، در جدول ۲ گزارش شده‌اند. در مدل (۳) با هر دو متغیر وابسته، ضریب شوکه‌های افزایشی معنادار نیستند ولی ضریب شوکه‌های کاهش (به ترتیب -۰/۱۷۶۴ و -۰/۱۷۷۰) در سطح ۱ درصد، معنادارند. به بیان دیگر، شوکه‌های افزایشی قیمت نفت، پیش‌بینی‌کننده خوبی برای تلاطم شاخص محسوب نمی‌شوند و شوکه‌های کاهش قیمت نفت، منجر به کاهش در تلاطم شاخص می‌شوند. این نتایج با یافته‌های میرهاشمی دهنوی و همکاران (۱۳۹۴) سازگار است. از سوی دیگر، در مدل (۴)، ضریب شوکه‌های افزایشی (به ترتیب ۰/۱۸۶۰ و ۰/۱۸۵۷) و کاهش (به ترتیب -۰/۰۶۸۶ و -۰/۰۶۸۹) نرخ ارز در سطح ۱ درصد، معنادارند و نشان می‌دهند که شوکه‌های افزایشی (کاهش) در نرخ ارز، افزایش (کاهش) در تلاطم شاخص را به همراه دارند. در هر دو مدل (۳) و (۴)، وقفه‌های اول و سوم متغیر وابسته، معنادارند. در تمام مدل‌ها، معناداری آماره فیشر بیانگر معناداری کلی مدل برازش شده است و نتایج بیانگر آن است که متغیرهای توضیحی حدود ۵۷ تا ۶۰ درصد از تغییرات تلاطم شاخص را توضیح می‌دهند. حداقل مقدار معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارتز که منجر به حضور ۳ وقفه از متغیر تلاطم در مدل‌ها شده‌اند نیز در جدول ۲ گزارش گردیده‌اند.

جدول ۲. نتایج برازش مدل رگرسیون خطی

مدل (۴) متغیر وابسته:		مدل (۳) متغیر وابسته:		متغیرهای توضیحی
LnRV2	LnRV1	LnRV2	LnRV1	
		۰/۰۵۲۳ (۰/۰۶۲۸)	۰/۰۵۱۲ (۰/۰۶۲۹)	ONPI
		-۰/۱۷۷۰* (۰/۰۷۱۷)	-۰/۱۷۶۴* (۰/۰۷۱۹)	OANP
۰/۱۸۵۷** (۰/۰۶۹۷)	۰/۱۸۶۰** (۰/۰۶۹۷)			RNPI
-۰/۰۶۸۹** (۰/۰۲۲۴)	-۰/۰۶۸۶** (۰/۰۲۲۳)			RANP
۰/۵۰۹۳** (۰/۰۸۶۲)	۰/۵۰۸۴** (۰/۰۸۵۹)	۰/۵۷۴۲** (۰/۰۷۹۷)	۰/۵۷۳۰** (۰/۰۷۹۶)	LnRV _{t-1}
-۰/۰۲۵۶ (۰/۰۹۴۶)	-۰/۰۲۴۱ (۰/۰۹۴۴)	-۰/۰۰۶۴ (۰/۰۹۸۱)	-۰/۰۰۴۵ (۰/۰۹۸۰)	LnRV _{t-2}
۰/۲۵۵۲** (۰/۰۷۸۷)	۰/۲۵۵۰** (۰/۰۷۸۵)	۰/۲۵۳۰** (۰/۰۸۶۵)	۰/۲۵۲۶** (۰/۰۸۶۳)	LnRV _{t-3}
۰/۲۰۰۷** (۰/۰۵۳۱)	۰/۲۰۰۸** (۰/۰۵۳۱)	۰/۲۷۷۴** (۰/۰۸۹۹)	۰/۲۷۷۲** (۰/۰۹۰۲)	عرض از مبدأ
۰/۵۹۷۲	۰/۵۹۷۲	۰/۵۸۶۴	۰/۵۸۶۳	ضریب تعیین
۰/۵۸۴۲	۰/۵۸۴۱	۰/۵۷۳۰	۰/۵۷۲۸	ضریب تعیین تعدیل‌شده
۴۵/۶۷۰۰**	۴۵/۶۶۸۶**	۴۳/۶۶۵۲**	۴۳/۶۴۵۱**	آماره فیشر
-۱/۱۴۲۵	-۱/۱۳۶۱	-۱/۱۲۴۴	-۱/۱۱۷۶	معیار آکائیک
-۱/۲۴۹۸	-۱/۲۴۳۴	-۱/۲۳۱۶	-۱/۲۲۴۹	معیار شوارتز
منبع: یافته‌های پژوهشگر یادداشت: اعداد داخل پرانتز، خطاهای استاندارد مستحکم هستند. نمادهای * و ** به ترتیب بیانگر معناداری در سطح خطای ۱ درصد و ۵ درصد هستند.				

۳-۴- به‌کارگیری ابزارهای یادگیری ماشین

در این پژوهش، برای برازش رگرسیون لاسو، از بسته glmnet در نرم‌افزار R استفاده شده است. مقدار بهینه پارامتر جریمه برای مدل (۳) با متغیرهای وابسته LnRV1 (۰/۰۰۳۹) و LnRV2 (۰/۰۰۶۷) و مدل (۴) با متغیرهای وابسته LnRV1 (۰/۰۰۲۹) و LnRV2 (۰/۰۰۲۹)، در مرحله آموزش مدل، حاصل شده‌اند. با این مقادیر جریمه،

در مدل (۳) با متغیر وابسته LnRV1 ضریب وقفه دوم متغیر وابسته، در مدل (۳) با متغیر وابسته LnRV2 ضرایب متغیرهای ONPI و وقفه دوم متغیر وابسته و در مدل (۴) با متغیرهای وابسته LnRV1 و LnRV2، وقفه دوم متغیر وابسته، کنار گذاشته شده‌اند. برای برازش رگرسیون بردار پشتیبان در این پژوهش، از بسته e1071 در نرم‌افزار R استفاده شده و با توجه به خطی بودن روابط بین متغیرها، از کرنل خطی استفاده گردیده و با پیروی از بیکاک^۱ و همکاران (۲۰۱۹)، ضریب جریمه^۲ ۱ و آستانه خطای ۰/۰۱ به‌کار رفته است. در این پژوهش، برای اجرای شبکه عصبی مصنوعی، از بسته neuralnet در نرم‌افزار R استفاده شده است. متغیرهای توضیحی مدل‌های (۳) و (۴) ورودی‌ها هستند و تلاطم شاخص، متغیر خروجی شبکه است. با پیروی از آناستازیادیس^۳ (۲۰۰۵) از الگوریتم پس انتشار ارتجاعی^۴ خطاها به عنوان الگوریتم آموزش شبکه‌ها، استفاده شده است. تعداد بهینه لایه‌های پنهان که با آزمایش کشف گردیده ۲ لایه با تعداد نرون‌های مختلف برای تمام مدل‌ها است. همچنین، از تابع فعال‌سازی سیگموئید^۵ و نرخ یادگیری ۰/۰۲ با حداکثر ۱۰۰۰۰ گام، برای آموزش شبکه‌ها استفاده گردیده و برای بهینه‌سازی وزن ورودی‌ها، الگوریتم لونبرگ - مارکوارت^۶ به‌کار رفته است. افزون بر آن، برای پیاده‌سازی روش‌های خانواده شبکه عصبی بازگشتی در این پژوهش، از بسته keras در نرم‌افزار R استفاده شده است. متغیرهای توضیحی مدل‌های (۳) و (۴) ورودی‌های خانواده شبکه عصبی بازگشتی هستند و تلاطم شاخص، متغیر خروجی آن‌ها است. همچنین، از تابع فعال‌سازی سیگموئید و نرخ یادگیری ۰/۰۲ با ۶۰۰۰ تکرار برای آموزش شبکه استفاده شده و با پیروی از محمودزاده و همکاران (۲۰۲۳) و سونگ و وانگ^۶ (۲۰۲۳)، تنها یک لایه پنهان به‌کار رفته است.

۴-۴- نتایج پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای و برون‌نمونه‌ای

مقادیر میانگین مجذور خطاها و ضریب تعیین حاصل از برازش مدل‌های (۳) و (۴) با داده‌های ۱۶۰ ماه نخست بازه زمانی پژوهش (مارس ۲۰۰۹ تا ژوئن ۲۰۲۲) در هر یک از روش‌های مورد استفاده، به ترتیب در بخش‌های الف و ب از جدول ۳ گزارش شده‌اند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Beyca
2. Anastasiadis
3. Resilient backpropagation algorithm
4. Sigmoid
5. Levenberg-Marquardt
6. Song and Wang

جدول ۳. نتایج پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای

مدل (۴) متغیر وابسته:		مدل (۳) متغیر وابسته:		
LnRV2	LnRV1	LnRV2	LnRV1	
الف) میانگین مجذور خطاها				
۰/۰۱۵۸	۰/۰۱۵۹	۰/۰۱۶۳	۰/۰۱۶۴	MLR
۰/۰۱۵۹	۰/۰۱۶۰	۰/۰۱۶۴	۰/۰۱۶۴	LASSO
۰/۰۱۶۳	۰/۰۱۶۴	۰/۰۱۶۷	۰/۰۱۶۸	SVR
۰/۰۱۲۹	۰/۰۰۸۲	۰/۰۱۳۳	۰/۰۱۴۰	ANN
۰/۰۱۰۸	۰/۰۱۰۶	۰/۰۰۹۹	۰/۰۰۹۶	RNN
۰/۰۰۶۹	۰/۰۰۸۸	۰/۰۰۷۳	۰/۰۰۷۴	LSTM
۰/۰۰۴۲*	۰/۰۰۴۹	۰/۰۰۳۹*	۰/۰۰۵۱	GRU
۰/۰۰۵۰	۰/۰۰۳۷*	۰/۰۰۴۵	۰/۰۰۴۱*	BiGRU
ب) ضریب تعیین				
۰/۵۹۷۲	۰/۵۹۷۲	۰/۵۸۶۴	۰/۵۸۶۳	MLR
۰/۵۹۶۴	۰/۵۹۶۴	۰/۵۸۲۴	۰/۵۸۴۹	LASSO
۰/۵۸۵۱	۰/۵۸۴۹	۰/۵۷۵۷	۰/۵۷۵۵	SVR
۰/۶۷۲۹	۰/۷۹۰۷	۰/۶۶۲۷	۰/۶۴۶۰	ANN
۰/۷۲۴۵	۰/۷۳۲۲	۰/۷۴۹۵	۰/۷۵۸۴	RNN
۰/۸۲۴۰	۰/۷۷۷۵	۰/۸۱۳۱	۰/۸۱۳۲	LSTM
۰/۸۹۴۰*	۰/۸۷۶۶	۰/۹۰۰۸*	۰/۸۷۰۹	GRU
۰/۸۷۳۰	۰/۹۰۷۶*	۰/۸۸۶۵	۰/۸۹۷۰*	BiGRU
منبع: یافته‌های پژوهشگر یادداشت: نماد * در بخش الف بیانگر حداقل مقدار میانگین مجذور خطاها در هر ستون و در بخش ب بیانگر حداکثر مقدار ضریب تعیین در هر ستون است.				

نتایج پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای بیانگر آن است که در هر دو مدل (۳) و (۴)، وقتی متغیر وابسته LnRV1 است، روش واحد بازگشتی دروازه‌ای دوسویه از کمترین مقدار میانگین مجذور خطاها (به ترتیب ۰/۰۰۴۱ و ۰/۰۰۳۷) و بیشترین ضریب تعیین (به ترتیب ۰/۸۹۷۰ و ۰/۹۰۷۶) برخوردار است. همچنین، نتایج نشان می‌دهد که در هر دو مدل (۳) و (۴)، وقتی متغیر وابسته LnRV2 است، روش واحد بازگشتی دروازه‌ای دارای کمترین مقدار میانگین مجذور خطاها (به ترتیب ۰/۰۰۳۹ و ۰/۰۰۴۲) و بیشترین ضریب تعیین (به ترتیب ۰/۹۰۰۸ و ۰/۸۹۴۰) است.

مقادیر میانگین مجذور خطاها و ضریب تعیین حاصل از برازش مدل‌های (۳) و (۴) با داده‌های ۱۸ ماه پایانی بازه زمانی پژوهش (جولای ۲۰۲۲ تا دسامبر ۲۰۲۳) در هر یک از روش‌ها، به ترتیب در بخش‌های الف و ب از جدول ۴ ارائه گردیده است. نتایج پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای نشان می‌دهد که در مدل (۳) با متغیر وابسته LnRV1، روش واحد بازگشتی دروازه‌ای دارای کمترین مقدار میانگین مجذور خطاها (۰/۰۱۰۸) و بیشترین ضریب تعیین (۰/۴۱۸۲) است و در همین مدل با متغیر وابسته LnRV2، روش شبکه عصبی مصنوعی از کمترین مقدار میانگین مجذور خطاها (۰/۰۱۱۷) و بیشترین ضریب تعیین (۰/۳۷۵۷) برخوردار است. به علاوه، نتایج بیانگر آن است که در مدل (۴) با هر دو متغیر وابسته LnRV1 و LnRV2، روش شبکه عصبی مصنوعی دارای کمترین مقدار میانگین مجذور خطاها (به ترتیب ۰/۰۰۸۳ و ۰/۰۱۱۳) و بیشترین ضریب تعیین (به ترتیب ۰/۵۶۱۷ و ۰/۳۹۸۳) است.

جدول ۴. نتایج پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای

مدل (۴) متغیر وابسته:		مدل (۳) متغیر وابسته:		
LnRV2	LnRV1	LnRV2	LnRV1	
الف) میانگین مجذور خطاها				
۰/۰۱۴۶	۰/۰۱۴۷	۰/۰۱۳۵	۰/۰۱۳۶	MLR
۰/۰۱۴۲	۰/۰۱۴۲	۰/۰۱۳۳	۰/۰۱۳۵	LASSO
۰/۰۱۲۸	۰/۰۱۲۹	۰/۰۱۲۹	۰/۰۱۳۰	SVR
۰/۰۱۱۳*	۰/۰۰۸۳*	۰/۰۱۱۷*	۰/۰۱۳۰	ANN
۰/۰۱۴۹	۰/۰۱۵۴	۰/۰۱۳۵	۰/۰۱۱۲	RNN
۰/۰۱۴۵	۰/۰۱۵۱	۰/۰۱۴۳	۰/۰۱۰۹	LSTM
۰/۰۱۴۴	۰/۰۱۴۷	۰/۰۱۴۰	۰/۰۱۰۸*	GRU
۰/۰۱۴۵	۰/۰۱۴۴	۰/۰۱۳۷	۰/۰۱۳۵	BiGRU
ب) ضریب تعیین				
۰/۲۲۳۸	۰/۲۲۱۲	۰/۲۸۰۹	۰/۲۷۷۲	MLR
۰/۲۴۷۷	۰/۲۴۴۵	۰/۲۹۲۷	۰/۲۸۵۰	LASSO
۰/۳۱۷۵	۰/۳۱۵۲	۰/۳۱۵۰	۰/۳۱۰۳	SVR
۰/۳۹۸۳*	۰/۵۶۱۷*	۰/۳۷۵۷*	۰/۳۱۰۱	ANN
۰/۲۰۶۵	۰/۱۸۰۸	۰/۲۸۳۳	۰/۴۰۷۸	RNN
۰/۲۳۱۸	۰/۲۰۰۸	۰/۲۳۹۴	۰/۴۱۵۰	LSTM
۰/۲۳۳۹	۰/۲۱۸۱	۰/۲۵۴۳	۰/۴۱۸۲*	GRU
۰/۲۳۰۵	۰/۲۳۶۰	۰/۲۷۰۲	۰/۲۸۱۸	BiGRU

منبع: یافته‌های پژوهشگر

یادداشت: نماد * در بخش الف بیانگر حداقل مقدار میانگین مجذور خطاها در هر ستون و در بخش ب بیانگر حداکثر مقدار ضریب تعیین در هر ستون است.

۴-۵- ترکیب نتایج پیش‌بینی‌ها

مقادیر پیش‌بینی‌شده تلاطم شاخص حاصل از روش‌های هشت‌گانه، با رویکردهای میانگین، میانه، میانگین پیراسته و رویکرد میانگین مجذور خطاهای تنزلی با ضرایب تنزیل ۱ و ۰/۹ ترکیب گردیده و میانگین مجذور خطاها و ضریب تعیین حاصل از مقادیر ترکیبی برای پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای و برون‌نمونه‌ای، به ترتیب در جداول ۵ و ۶، گزارش شده‌اند.

ترکیب نتایج پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای در جدول ۵ بیانگر آن است که در هر دو مدل (۳) و (۴) و با هر دو متغیر وابسته LnRV1 و LnRV2، رویکرد میانگین مجذور خطاهای تنزلی با ضریب تخفیف ۱ (DMSFE1)، از کمترین مقدار میانگین مجذور خطاها (به ترتیب ۰/۰۰۵۶ و ۰/۰۰۵۱) و بیشترین ضریب تعیین (به ترتیب ۰/۸۵۸۵ و ۰/۸۷۱۱) برخوردار است. به‌علاوه، ترکیب نتایج پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای در جدول ۶ نشان می‌دهد که در هر دو مدل (۳) و (۴) و با هر دو متغیر وابسته LnRV1 و LnRV2، رویکرد میانگین مجذور خطاهای تنزلی با ضریب تخفیف ۰/۹ (DMSFE2)، دارای کمترین مقدار میانگین مجذور خطاها (به ترتیب ۰/۰۱۳۵ و ۰/۰۱۳۴) و بیشترین ضریب تعیین (به ترتیب ۰/۲۸۴۶ و ۰/۲۸۸۷) است.

جدول ۵. ترکیب نتایج پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای

مدل (۴) متغیر وابسته:		مدل (۳) متغیر وابسته:		
LnRV2	LnRV1	LnRV2	LnRV1	
الف) میانگین مجذور خطاها				
۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۸۰	۰/۰۰۷۷	MEAN
۰/۰۰۹۹	۰/۰۰۸۷	۰/۰۰۹۹	۰/۰۰۸۷	MEDIAN
۰/۰۰۸۵	۰/۰۰۸۲	۰/۰۰۸۵	۰/۰۰۸۲	TRIM
۰/۰۰۵۱*	۰/۰۰۵۶*	۰/۰۰۵۱*	۰/۰۰۵۶*	DMSFE1
۰/۰۰۶۵	۰/۰۰۶۸	۰/۰۰۶۵	۰/۰۰۶۸	DMSFE2
ب) ضریب تعیین				
۰/۷۹۶۱	۰/۸۰۵۴	۰/۷۹۶۱	۰/۸۰۵۴	MEAN
۰/۷۴۷۸	۰/۷۷۹۶	۰/۷۴۷۸	۰/۷۷۹۶	MEDIAN
۰/۷۸۳۸	۰/۷۹۳۹	۰/۷۸۳۸	۰/۷۹۳۹	TRIM
۰/۸۷۱۱*	۰/۸۵۸۵*	۰/۸۷۱۱*	۰/۸۵۸۵*	DMSFE1
۰/۸۳۴۷	۰/۸۲۸۲	۰/۸۳۴۷	۰/۸۲۸۲	DMSFE2
منبع: یافته‌های پژوهشگر				
یادداشت: نماد * در بخش الف بیانگر حداقل مقدار میانگین مجذور خطاها در هر ستون و در بخش ب بیانگر حداکثر مقدار ضریب تعیین در هر ستون است.				

جدول ۶. ترکیب نتایج پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای

مدل (۴) متغیر وابسته:		مدل (۳) متغیر وابسته:		
LnRV2	LnRV1	LnRV2	LnRV1	
الف) میانگین مجذور خطاها				
۰/۰۱۳۶	۰/۰۱۳۷	۰/۰۱۳۶	۰/۰۱۳۷	MEAN
۰/۰۱۳۷	۰/۰۱۳۹	۰/۰۱۳۷	۰/۰۱۳۹	MEDIAN
۰/۰۱۳۸	۰/۰۱۳۸	۰/۰۱۳۸	۰/۰۱۳۸	TRIM
۰/۰۱۳۵	۰/۰۱۳۶	۰/۰۱۳۵	۰/۰۱۳۶	DMSFE1
۰/۰۱۳۴*	۰/۰۱۳۵*	۰/۰۱۳۴*	۰/۰۱۳۵*	DMSFE2
ب) ضریب تعیین				
۰/۲۷۸۶	۰/۲۷۴۹	۰/۲۷۸۶	۰/۲۷۴۹	MEAN
۰/۲۷۰۲	۰/۲۶۰۰	۰/۲۷۰۲	۰/۲۶۰۰	MEDIAN
۰/۲۶۷۶	۰/۲۶۶۶	۰/۲۶۷۶	۰/۲۶۶۶	TRIM
۰/۲۸۴۳	۰/۲۸۰۴	۰/۲۸۴۳	۰/۲۸۰۴	DMSFE1
۰/۲۸۸۷*	۰/۲۸۴۶*	۰/۲۸۸۷*	۰/۲۸۴۶*	DMSFE2
منبع: یافته‌های پژوهشگر				
یادداشت: نماد * در بخش الف بیانگر حداقل مقدار میانگین مجذور خطاها در هر ستون و در بخش ب بیانگر حداکثر مقدار ضریب تعیین در هر ستون است.				

۵- بحث و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر اثر شوک‌های افزایشی و کاهشی قیمت نفت و نرخ ارز را بر تلاطم شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران بررسی کرده و با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه (MLR) و ابزارهای یادگیری ماشین (شامل LASSO، SVR، ANN، RNN، LSTM، GRU و BiGRU)، به پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای (از مارس ۲۰۰۹ تا ژوئن ۲۰۲۲) و برون‌نمونه‌ای (از جولای ۲۰۲۲ تا دسامبر ۲۰۲۳) تلاطم شاخص پرداخته و در نهایت، نتایج پیش‌بینی‌ها را با استفاده از رویکردهای میانگین، میانه، میانگین پیراسته و DMSFE، با ضرایب تنزیل ۱ و ۰/۹ ترکیب نموده است. یافته‌های پژوهش بیانگر آن است که شوک‌های افزایشی قیمت نفت، پیش‌بینی‌کننده خوبی برای تلاطم شاخص بازار محسوب نمی‌شوند ولی شوک‌های کاهشی، به‌صورت معناداری کاهش در تلاطم شاخص را به دنبال دارند. همچنین، نتایج بیان می‌کند که شوک‌های افزایشی در نرخ ارز، افزایش در تلاطم شاخص را به همراه دارند و شوک‌های کاهشی نرخ ارز موجب کاهش تلاطم شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران می‌شوند. افزون بر آن، یافته‌ها بیانگر عملکرد بهتر روش‌های GRU و BiGRU در پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای و عملکرد قوی‌تر روش‌های

ANN و GRU در پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای تلاطم شاخص است. همچنین، نتایج بیانگر آن است که در پیش‌بینی درون‌نمونه‌ای، بیشتر مدل‌های ترکیبی عملکرد بهتری از مدل‌های مجزا دارند و رویکرد ترکیبی DMSFE بالاترین عملکرد را در پیش‌بینی تلاطم شاخص دارد.

نتایج این پژوهش شواهدی مهمی برای سرمایه‌گذاران و سیاست‌گذاران در بر دارد و به بهبود دقت پیش‌بینی نوسانات شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران و کاهش ریسک تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران کمک می‌کند. همچنین، در راستای حفظ عملکرد پایدار بورس اوراق بهادار تهران و توسعه سالم اقتصاد کلان، پیشنهاد می‌شود تا با اتخاذ سیاست‌های مناسب، از انتقال اثر شوک‌های افزایشی قیمت نفت و نرخ ارز به بازار سرمایه پیشگیری شود. پژوهشگران آتی می‌توانند از تحلیل موجک^۱ و یا تجزیه حالت تجربی^۲ برای تقسیم داده‌های نمونه به بازه‌های زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت و لحاظ نمودن این بازه‌ها در اجرای پژوهش، استفاده کنند و روش‌های ترکیبی دیگری (مانند ترکیبات غیرخطی) را برای تلفیق نتایج پیش‌بینی‌ها، به کار گیرند.

فهرست منابع

- ادیب پور، مهدی. (۱۳۹۵). سنجش تأثیر نااطمینانی نرخ ارز بر شاخص قیمت سهام شرکت‌های صنعتی پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار. *پژوهشنامه اقتصاد کلان*، ۱۱(۲۲)، ۱۰۵-۱۳۱.
- امین خرازیان، نسیم؛ آل عمران، رویا؛ برادران حسن‌زاده، رسول و فرهنگ، امیرعلی. (۱۴۰۱). رابطه قیمت نفت و شاخص بازار سهام ایران (تاکید بر نااطمینانی سیاسی و پاندمی کرونا). *مدلسازی اقتصادی*، ۵۸(۱۶)، ۴۹-۳۷.
- بخشانی، صفیه. (۱۳۹۴). بررسی تأثیر تغییرات نرخ ارز بر قیمت سهام و نسبت P/E با استفاده از SEM-PLS. *سیاست‌های مالی و اقتصادی*، ۳(۱۲)، ۱۶۴-۱۴۹.
- پایتختی اسکویی، سیدعلی و شافعی، احسان. (۱۳۹۴). بررسی تأثیر نوسانات قیمت نفت بر تغییرات شاخص قیمت سهام (بازده سهام) در ایران: رویکرد مدل خودتوضیح برداری ساختاری. *مطالعات اقتصاد انرژی*، ۱۱(۴۷)، ۲۴۰-۲۰۵.
- جلایی، سید عبدالمجید؛ رحیمی‌پور، اکبر و میر، هدیه. (۱۳۹۴). بررسی تأثیر شوک‌های ارزی بر بازدهی سهام در بورس اوراق بهادار تهران. *جستارهای اقتصادی ایران با رویکرد اقتصاد اسلامی*، ۱۲(۲۳)، ۱۶۲-۱۳۵.
- حیدرپور، فرزانه؛ زارع رفیع، سمیه. (۱۳۹۳). تأثیر متغیرهای سود تقسیمی و فرصت‌های رشد بر رابطه کیفیت گزارشگری مالی و نوسان پذیری بازده سهام. *پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی*، ۶(۲۲)، ۲۴۷-۲۱۳.
- داراب ملک‌آبادی، سعید. (۱۴۰۲). انتقال و انتشار شوک نفت در بازار سهام کشورهای صادرکننده عمده نفت: درس‌هایی از ایران. *برنامه‌ریزی و بودجه*، در حال نشر.

1. Wavelet analysis
2. Empirical mode decomposition (EMD)

- رستمی، ژیلا؛ فتاحی، شهرام و سهیلی، کیومرث. (۱۴۰۲). مدل‌سازی و تخمین بازده بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل‌های پویا. *اقتصاد مالی*، ۱۷(۱)، ۲۱۶-۱۸۵.
- سرگل‌زایی، علی؛ صالح‌نیا، نرگس؛ همایونی‌فر، مسعود و ذبیحی، سید محمد قائم. (۱۴۰۲). آیا نااطمینانی قیمت نفت، شاخص بورس اوراق بهادار تهران را تحت تأثیر قرار می‌دهد؟ رویکرد رگرسیون کوانتایل مبتنی بر تبدیل موجک. *اقتصاد مالی*، ۱۷(۴)، ۵۰-۲۵.
- شهبازی، کیومرث؛ رضایی، ابراهیم و صالحی، یاور. (۱۳۹۲). تأثیر شوک‌های قیمت نفت بر بازدهی سهام در بورس اوراق بهادار تهران: رهیافت SVAR. *دانش مالی تحلیل اوراق بهادار*، ۶(۱۸)، ۱۳۶-۱۲۵.
- طاهری، حامد و صارم صفاری، میلاد. (۱۳۹۰). بررسی رابطه بین نرخ ارز و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران: با استفاده از رویکرد ARDL. *فصلنامه روند*، ۱۹(۶۰)، ۶۳-۷۹.
- عباسی، ابراهیم؛ هادی‌نژاد، منیژه و کریمی، جعفر. (۱۳۹۴). بررسی اثرات نامتقارن نوسانات قیمت نفت بر روی بازار سهام بورس اوراق بهادار تهران (با استفاده از مدل MS-EGARCH). *فصلنامه روند*، ۲۲(۷۲)، ۱۲۷-۱۰۶.
- عباسیان، عزت‌اله؛ مرادپوراولادی، مهدی و عباسیون، وحید. (۱۳۸۷). اثر متغیرهای کلان اقتصادی بر شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران. *پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۱۲(۳۶)، ۱۵۲-۱۳۵.
- فطرس، محمدحسن و هوشیدری، مریم. (۱۳۹۷). ارتباط‌های پویا بین قیمت نفت، قیمت طلا و نرخ ارز با شاخص سهام بورس اوراق بهادار تهران. *مطالعات اقتصاد انرژی*، ۱۴(۵۸)، ۱۱۶-۸۹.
- فکاری سردهایی، بهزاد؛ صیوحی، محمود و شاهپوری، احمدرضا. (۱۳۹۷). بررسی آثار تغییرات قیمت نفت خام بر شاخص بورس اوراق بهادار تهران: کاربرد الگوی M-GARCH رهیافت BEKK. *تحقیقات اقتصادی*، ۵۳(۲)، ۴۰۷-۳۸۷.
- کریم‌زاده، مصطفی. (۱۳۸۵). بررسی رابطه بلندمدت شاخص قیمت سهام بورس با متغیرهای کلان پولی با استفاده از روش همجمعی در اقتصاد ایران. *پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۸(۲۶)، ۵۴-۴۱.
- محبوبی، هادی؛ دامن‌کشیده، مرجان؛ مومنی وصالیان، هوشنگ؛ نصاییان، شهریار. (۱۴۰۲). تأثیر شاخص‌های کلان اقتصادی بر نوسانات بازده سهام. *پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی*، ۱۵(۵۹)، ۲۱۸-۱۹۹.
- محرابیان، آزاده و چگنی، ایلناز. (۱۳۹۳). اثر نرخ ارز و نوسانات آن بر شاخص قیمت سهام در ایران. *اقتصاد کاربردی*، ۴(۱۳)، ۶۵-۷۸.
- محمدی، الهام؛ برخورداری، سجاد و مهرآرا، محسن. (۱۴۰۳). بررسی تأثیر نرخ ارز بر رفتار رمه‌ای در بورس اوراق بهادار تهران: کاربردی از رویکرد FAVAR. *تحقیقات اقتصادی*، ۵۹(۱)، ۱۴۹-۱۱۷.
- محمدی، تیمور؛ قاسمی، عبدالرسول؛ تکلیف، عاطفه و صادقین، علی. (۱۴۰۰). تحلیل نوسانات دائمی و موقت قیمت نفت برنت و صنایع وابسته به آن با بازارهای طلا و ارز: کاربردی از رویکرد شبکه. *اقتصاد مالی*، ۱۵(۳)، ۸۹-۱۱۵.

مدرس، احمد، لیلی‌پور، کامران، و حمشی، محسن. (۱۳۹۷). تأثیر اعلام سهام شناور بر حجم معاملات، نوسان پذیری و بازده سهام. *پژوهش‌های حسابداری مالی و حسابرسی*، ۳۹(۱۰)، ۲۳۶-۲۱۹.

مولایی، صابر؛ واعظ برزانی، محمد؛ صمدی، سعید و پرورده، افشین. (۱۳۹۶). تحلیل رابطه بین بازار ارز و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران: رویکرد ناپارامتریک و کاپولا. *تحقیقات اقتصادی*، ۵۲(۲)، ۴۷۶-۴۵۷.

میرهاشمی دهنوی، سید محمد؛ سلیمی‌فر، مصطفی و فلاحی، محمد علی. (۱۳۹۴). بررسی آثار نامتقارن شوک‌های قیمت نفت بر شاخص قیمت سهام بورس اوراق بهادار ایران. *اقتصاد پولی مالی*، ۲۲(۹)، ۵۶-۲۹.

نجاززاده، رضا؛ آقایی خوندابی، مجید و رضایی‌پور، محمد. (۱۳۸۸). بررسی تأثیر نوسانات شوک‌های ارزی و قیمتی بر شاخص قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از رهیافت خودرگرسیون برداری. *پژوهش‌های رشد و توسعه پایدار (پژوهش‌های اقتصادی)*، ۱۹(۱)، ۱۷۵-۱۴۷.

واحدی، اصغر؛ ابونوری، اسمعیل؛ ملک‌زاده، پرویز. (۱۴۰۲). اثر شوک قیمت نفت بر بازدهی بازار سهام ایران با استفاده از مدل چندک بر چندک. *پژوهش‌نامه اقتصاد انرژی ایران*، در حال نشر.

هوشمندی، سمن؛ حسینی، سید شمس‌الدین؛ معمارنژاد، عباس و غفاری، فرهاد. (۱۴۰۰). اثر نوسانات ارزی بر شاخص قیمتی فرآورده‌های نفتی در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل MS-VAR. *اقتصاد پولی مالی*، ۲۸ (پیاپی ۲۲)، ۱۷۷-۱۵۳.

- Ahmed, A. D., & Huo, R. (2021). Volatility transmissions across international oil market, commodity futures and stock markets: Empirical evidence from China. *Energy Economics*, 93, 104741.
- Anastasiadis, A. D., Magoulas, G. D., & Vrahatis, M. N. (2005). New globally convergent training scheme based on the resilient propagation algorithm. *Neurocomputing*, 64, 253-270.
- Beyca, O. F., Ervural, B. C., Tatoglu, E., Ozuyar, P. G., & Zaim, S. (2019). Using machine learning tools for forecasting natural gas consumption in the province of Istanbul. *Energy Economics*, 80, 937-949.
- Cao, J., & Wang, J. (2020). Exploration of stock index change prediction model based on the combination of principal component analysis and artificial neural network. *Soft Computing*, 24, 7851-7860.
- Chang, H. W., & Chang, T. (2023). How oil price and exchange rate affect stock price in China using Bayesian Quantile-on-Quantile with GARCH approach. *The North American Journal of Economics and Finance*, 64, 101879.
- García Cabello, J. (2022). Mathematical neural networks. *Axioms*, 11(2), 80.
- Hashmi, S. M., Ahmed, F., Alhayki, Z., & Syed, A. A. (2022). The impact of crude oil prices on Chinese stock markets and selected sectors: evidence from the VAR-DCC-GARCH model. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(35), 52560-52573.
- Huang, S., Liu, C., & Zhang, Y. (2023). Chinese text sentiment analysis based on BERT-BiGRU fusion gated attention. *American Journal of Computer Science and Technology*, 6(2), 50-56.
- Jin, D., He, M., Xing, L., & Zhang, Y. (2022). Forecasting China's crude oil futures volatility: How to dig out the information of other energy futures volatilities? *Resources Policy*, 78, 102852.
- Kilian, L., & Vigfusson, R. J. (2013). Do oil prices help forecast US real GDP? The role of nonlinearities and asymmetries. *Journal of Business & Economic Statistics*, 31(1), 78-93.
- Li, C., & Qian, G. (2022). Stock price prediction using a frequency decomposition based GRU transformer neural network. *Applied Sciences*, 13(1), 222.

- Li, S., Tian, Z., & Li, Y. (2023). Residual long short-term memory network with multi-source and multi-frequency information fusion: An application to China's stock market. *Information Sciences*, 622, 133-147.
- Lin, Y., Lu, Q., Tan, B., & Yu, Y. (2022). Forecasting energy prices using a novel hybrid model with variational mode decomposition. *Energy*, 246, 123366.
- Mahmoodzadeh, A., Nejati, H. R., Mohammed, A. H., Mohammadi, M., Ibrahim, H. H., Rashidi, S., & Ali, H. F. H. (2023). Prediction of minimum horizontal stress in oil wells using recurrent neural networks. *Geo-energy Science and Engineering*, 223, 211560.
- Manner, H., Rodríguez, G., & Stöckler, F. (2024). A change-point analysis of exchange rate and commodity price risks for Latin American stock markets. *International Review of Economics & Finance*, 89, 1385-1403.
- Poitras, M. (2004). The impact of macroeconomic announcements on stock prices: in search of state dependence. *Southern Economic Journal*, 70(3), 549-565.
- Sánchez García, J., & Cruz Rambaud, S. (2023). Volatility spillovers between oil and financial markets during economic and financial crises: A dynamic approach. *Journal of Economics and Finance*, 47(4), 1018-1040.
- Sarwar, S., Tiwari, A. K., & Tingqiu, C. (2020). Analyzing volatility spillovers between oil market and Asian stock markets. *Resources Policy*, 66, 101608.
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, 14, 199-222.
- Song, Y., & Wang, Y. (2023). A big-data-based recurrent neural network method for forest energy estimation. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 55, 102910.
- Wang, J., Wang, X., & Wang, X. (2024). International oil shocks and the volatility forecasting of Chinese stock market based on machine learning combination models. *The North American Journal of Economics and Finance*, 70, 102065.
- Wang, T., Fu, L., Zhou, Y., & Gao, S. (2022). Service price forecasting of urban charging infrastructure by using deep stacked CNN-BiGRU network. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 116, 105445.
- Wei, Y., Yu, B., Guo, X., & Zhang, C. (2023). The impact of oil price shocks on the US and Chinese stock markets: A quantitative structural analysis. *Energy Reports*, 10, 15-28.
- Wong, H. T. (2022). The impact of real exchange rates on real stock prices. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 27(54), 262-276.
- Zhang, S., Luo, J., Wang, S., & Liu, F. (2023). Oil price forecasting: A hybrid GRU neural network based on decomposition-reconstruction methods. *Expert Systems with Applications*, 218, 119617.
- Zhang, Y., Ma, F., & Wang, Y. (2019). Forecasting crude oil prices with a large set of predictors: Can LASSO select powerful predictors? *Journal of Empirical Finance*, 54, 97-117.

Forecasting of Tehran Price Index (TEPIX) Volatility: Using Combined Machine Learning Models

Leili Nikbakht¹
Shahram Fattahi²
Abbas Aflatooni³
Aghdas Ghomsheh⁴

Received: 05/ July /2025

Accepted: 05/ September /2025

Abstract

This study explores the impact of shocks in oil prices and exchange rates on the volatility of the Tehran Stock Exchange price index (TEPIX) and its prediction. To this end, eight distinct techniques were employed: multiple linear regression (MLR), least absolute value shrinkage and selection operator regression (LASSO), support vector regression (SVR), artificial neural network (ANN), simple recurrent neural network (RNN), long short-term memory (LSTM), gated recurrent unit (GRU), and Bidirectional gated recurrent unit (BiGRU). Furthermore, the outcomes of these eight methods were amalgamated using four strategies: mean, median, trimmed mean, and discounted mean square error (DMSFE) approach with discount coefficients of 1 and 0.9. The performance of individual and combined methods was evaluated using mean squared errors (MSE) and the coefficient of determination (R²). The findings reveal that shocks due to a decrease in oil prices and shocks in exchange rates are effective predictors of TEPIX volatility. When comparing individual methods, the GRU and BiGRU methods outperformed others in in-sample forecasting, while the ANN and GRU methods excelled in out-of-sample forecasting. Moreover, the study found that the accuracy of predictions generally improved when the results of the eight methods were combined. Among the combined results, the DMSFE approach demonstrated superior performance.

Keywords: Oil Price Shock, Exchange Rate Shock, Index Volatility, Machine Learning, Forecasting.

JEL classification: C45, C53, G15, G17

1. Department of Economics, Faculty of Economics and Accounting, Razi University, Kermanshah, Iran.
L.Nikbakht@razi.ac.ir

2. Department of Economics, Faculty of Economics and Accounting, Razi University, Kermanshah, Iran.
(Corresponding author) sfattahi@razi.ac.ir

3. Department of Accounting, Faculty of Economics and Social Sciences, Bu-Ali Sina University, Hamadan, Iran.
A.Aflatooni@basu.ac.ir

4. Department of Economics, Faculty of Economics and Accounting, Razi University, Kermanshah, Iran.
A.Ghomsheh@razi.ac.ir