Archive of SID.ir

مخاطرات اخلاقی تاثیر اخبار نفت خام بر پیش‌بینی موثر قیمت نفت خام

سعید کیان پور[۱]، دکتر شهرام فتاحی[۲*] ، دکتر کیومرث سهیلی[۲]
۱. دانشجو دکتری اقتصاد، دانشکده اقتصاد، دانشگاه رازی.
۲. گروه اقتصاد، دانشکده اقتصاد، دانشگاه رازی.

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۳/۰۱، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۵/۰۲)

مقاله پژوهشی

چکیده

زمینه: یکی از مهم‌ترین اهداف اقتصادی کشورها، ایجاد شرایط لازم جهت ارتقاء رشد اقتصادی مستمر و باثبات است. از این رو پیش‌بینی قیمت نفت در راستای انگیزه‌های عملی رشد اقتصادی جز با پیوند روزافزون اخلاق اقتصادی میسر نخواهد شد. هدف پژوهش حاضر مخاطرات اخلاقی تاثیر اخبار نفت خام بر پیش‌بینی موثر قیمت نفت خام است.

روش: روش پژوهش حاضر کاربردی و از نوع یادگیری عمیق است. شاخص‌های اخبار نفت خام، گوگل‌ترندز و قیمت نفت خام در جهان به عنوان جامعه آماری انتخاب شده است که سال‌های ۲۰۲۱-۲۰۱۱ به عنوان نمونه تحقیق انتخاب شد. ابزار اندازه‌گیری داده‌ها سایت مالی معروف جهانی سرمایه‌گذاری دات کام، قیمت هفتگی نفت خام وست تگزاس اینترمدیت و موتور جستجوی گوگل‌ترندز بود. جهت آزمون نیز از روش شبکه عصبی پیچشی استفاده شده است.

یافته‌ها: برازش مدل تحقیق که در برگیرنده یک فرضیه اصلی بود مورد تایید قرار گرفت. از این رو، ارتباط مکمل بین عناوین خبری و گوگل ترندز در پیش بینی دقیق قیمت نفت خام بسیار مفید است و می‌تواند باعث مخاطرات اخلاقی در قیمت‌گذاری شود.

نتیجه‌گیری: طبق تخمین مشخص شد تمامی متغیرها در سطح یا با یک تفاضل پایدار می‌باشند و نتایج تجربی حاکی از آن است که روش‌های پیش‌بینی مبتنی بر متن و داده‌های بزرگ مبتنی بر اینترنت از تکنیک‌های دیگر بهتر عمل می کند و نشان می‌دهد می‌تواند باعث مخاطرات اخلاقی شود.

کلیدواژگان: مخاطرات اخلاقی، اخبار نفت خام، یادگیری عمیق، شبکه عصبی پیچشی.

سرآغاز

پیش‌بینی قیمت نفت خام یک موضوع قابل توجه در زمینه پیش‌بینی تحقیقات بوده است(۱). سوال چالش برانگیز در مدل سازی عوامل مختلف نحوه انتخاب و استخراج پیش‌بینی‌کننده‌ها موثر است چرا که می‌تواند منجر به مخاطرات خلاقی شود که تعیین برخی از آن‌ها دشوار است. ظهور دانش داده‌های بزرگ به این معنی است که داده های آنلاین کافی برای انعکاس عوامل ایجاد کننده بازارهای نفت وجود دارد(۲). جستجوی گوگل[۱]، که موثرترین ابزار برای به دست آوردن آخرین اخبار مرتبط در اینترنت است، در بین همه موتورهای جستجو در رتبه اول قرار دارد(۳). بنابراین، گوگل ترندز به عنوان یک مدل خاص از داده‌های بزرگ با انبوه اطلاعات در نظر گرفته می‌شود. بر این اساس، گوگل ترندز به ویژه یکی از پیش بینی کننده‌های مفید برای پیش‌بینی قیمت نفت خام در مطالعه حاضر است.

تجزیه و تحلیل کیفی سیاست‌های اخلاقی، بلایا و شرایط اضطراری اخیراً در شواهد کمی گنجانده شده است. در بسیاری از موارد، اخبار آنلاین یک منبع اطلاعاتی محوری است که تجزیه و تحلیل آن می‌تواند از پیش‌بینی های مالی، اقتصادی و سیاسی پشتیبانی کند(۴). جامعه تحقیقاتی سعی کرده است از تکنیک‌های زیادی برای پیش‌بینی قیمت نفت خام و عوامل تعیین کننده آن استفاده کند که اکثریت مطالعات تجربی، پیش‌بینی قیمت نفت خام در اقتصاد مانند تکنیک‌های متریک و الگوریتم‌های هوشمند را پذیرفته‌اند(۵،۶،۷). تکنیک‌های مختلف تجزیه مانند تجزیه حالت تجربی، تجزیه موجک[۲]، تجزیه و تحلیل طیفی منحصر به فرد و تجزیه حالت های مختلف می‌تواند استفاده شود(۸، ۹، ۱۰، ۱۱).

نویسندهٔ مسئول: نشانی الکترونیکی: sfattahi@razi. ac. ir

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

به عنوان مثال تحقیقات پیش‌بینی قیمت نفت خام را با تجزیه‌های متعدد موجک تجزیه و تحلیل کردند و حتی در این موارد هم می‌توان به اثرگذاری مخاطرات اخلاقی آن رای داد. ضعف مشترک همه این رویکردها این است که روندهای آینده قیمت از داده‌های آماری تاریخی مشتق شده است. این مطالعات همچنین مشخص کرده‌اند که این تکنیک‌های تجزیه، زمانی که رویدادهای نامنظم تأثیر کوتاه‌مدت داشته باشند موثر نیستند. بنابراین، در نظر گرفتن عوامل برون‌زا برای پیش بینی ضروری است(۹). تحقیقات، حلقه بازخورد مخاطرات اخلاقی بین شاخص‌های گوگل و قیمت نفت خام را تأیید کردند. در واقع، برخی از مطالعات از گوگل ترندز به عنوان یکی از پیش‌بینی کننده‌های مفید برای پیش بینی بازار استفاده کردند(۳). نویسندگان یک مطالعه نشان دادند که پیام‌های خبری آنلاین با تجزیه و تحلیل بیش از ۴۵ میلیون پیام خبری دارای ظرفیت پیش‌بینی قوی هستند. آنها استدلال کردند که بازار نفت عمیقا تحت تأثیر رویدادهای شدید (مانند بی ثباتی‌های سیاسی، اخلاقی و توسعه اقتصادی) قرار دارد و الگوریتم‌های متن‌کاوی می‌توانند اطلاعات قابل استفاده را از اخبار آنلاین نفت خام استخراج کنند(۱۲). تحقیقات، تکنیک‌های در حال ظهور هوش مصنوعی[۳] را برای طبقه بندی، ارزیابی کردند و چارچوب مناسبی را برای استخراج متن پیشنهاد کردند. آنها شبکه‌های عصبی پیچشی[۴] را شایسته مطالعه و پتانسیل دانستند(۱۳). بر اساس تحقیقات گوناگون، این مطالعه دیدگاه‌های نظری و کاربرد عملی برای پردازش اطلاعات را ارائه می‌دهد. این اولین بار است که اطلاعات مخفی، در رسانه‌های خبری آنلاین با ترکیب تکنیک‌های یادگیری عمیق[۵] و تکنیک‌های تجزیه استخراج می‌شود. علاوه بر این، دیگر نوآوری این مطالعه در ترکیب اخبار نفت خام و گوگل ترندز برای پیش‌بینی قیمت نفت خام در ارتباط با مخاطرات اخلاقی است. بنابراین، این مطالعه منابع خبری آنلاین را به عنوان منابع داده کیفی مرتبط و موثر در نظر می گیرد. پیام های خبری و گوگل ترندز نسبتاً مکمل یکدیگر هستند زیرا مورد اول نشان دهنده رویدادهای مهم اخیر در مورد بازار نفت است و دومی گرمای این رویدادها را نشان می دهد. رابطه اخلاق و اقتصاد نوعی کاربرد است؛ بنابراین، از این نظر ویژگی‌های مشترکی با دیگر انواع کاربردها مانند اخلاق زیستی، اخلاق پزشکی، اخلاق مهندسی و اخلاق رسانه ای دارد(۱۵). رشد اقتصادی ناشی از آزادی اقتصادی واخلاق که در عمل موجب افزایش ثروت و رفاه و کاهش فقر در جامعه می‌شود، به قدری اقتصاددانان را شیفته خود کرد که موضوع اخلاق در اندیشه آنها تحت الشعاع کارآیی قرار گرفت(۱۵، ۱۴). با توجه به این موضوع، این تحقیق قصد دارد روش جدیدی برای مخاطرات اخلاقی پیش بینی قیمت نفت خام ارائه دهد که تمرکز آن بر بهبود دقت پیش بینی با توجه به اطلاعات خبری آنلاین و گوگل ترندز است. هدف این مطالعه تاثیر مخاطرات اخلاقی قیمت‌گذاری نفت از طریق تاثیرپذیری از رسانه‌ها است که می‌تواند به عمد بر قیمت تاثیرگذار باشند و اطلاعات کیفی را با داده‌های آماری برای پیش‌بینی قیمت نفت ترکیب می‌کند. در این تحقیق شبکه‌های عصبی پیچشی برای استخراج الگوهای پنهان در رسانه های خبری آنلاین انجام صورت می‌پذیرد. سپس، از تکنیک تجزیه برای تشخیص تأثیرات اخبار آنلاین با پردازش خروجی‌های کانولوشنال استفاده می‌شود. تحقیقات زیادی برای استخراج متن وجود دارد. اما، این اولین بار است که الگوهای پنهان در رسانه‌های خبری آنلاین با ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و تکنیک‌های تجزیه استخراج می‌شود. در این شرایط، این مطالعه سعی دارد به این سوال تحقیق پاسخ دهد: تا چه حد، استفاده مشترک از رسانه‌های آنلاین و گوگل ترندز می‌تواند پیش‌بینی قیمت نفت خام را بهبود بخشد و باعث مخاطرات اخلاقی شود؟

روش

روش تحقیق از لحاظ هدف، کاربردی و از نظر شیوه گردآوری و تحلیل اطلاعات از نوع یادگیری عمیق می‌باشد. جامعه آماری این پژوهش شاخص‌های بین المللی اخبار نفت خام، گوگل‌ترندز و قیمت نفت خام در جهان است. جزییات مربوط به هریک از متغیرها به شرح زیر است:

این مطالعه از سه مجموعه داده به عنوان ورودی استفاده می‌کند، یعنی قیمت نفت تاریخی، عنوان خبرها و مجموعه داده‌های روند گوگل. در مجموع ۱۲۸۴۲ سرفصل خبری منتشر شده در ستون "اخبار نفت خام" در پرتال خبری محبوب انرژی "*Oilprice. com*" از ۱ ژوئن ۲۰۱۱ تا ۱۱ ژوئن ۲۰۲۱ جمع آوری شده است. هر هفت روز، اخبار بصورت نمونه و در مجموع ۲۵۲ نمونه جمع‌آوری می‌شود. داده‌های هفتگی از ۲۵ سپتامبر ۲۰۱۷ تا ۲۵ آگوست ۲۰۱۹ و در مجموع ۱۰۰ مشاهده را پوشش می‌دهد. داده‌های هفتگی قیمت نفت در بازه زمانی ۱۸ سپتامبر ۲۰۱۷ تا ۱۸ آگوست ۲۰۱۹ با مجموع ۱۰۰ مشاهده را پوشش می‌دهد. چهار گرایش ویژه گوگل وجود دارد، یعنی "نفت خام"، "موجودی نفت"، "مصرف نفت" و همچنین "قیمت نفت" که از جستجوی گوگل بدست می‌آید. مطالعه حاضر مجموعه داده‌ها را به مجموعه‌های آموزشی و آزمایش تقسیم می‌کند. در مدل کانولوشن، دوره آموزش ۱ ژوئن ۲۰۱۱ تا ۱۷ نوامبر ۲۰۱۵ که شامل ۹۴۴۵ عنوان خبری و ۲۲۸ عنوان هفتگی است. دوره آزمون ۱۸ نوامبر ۲۰۱۵ تا ۱۱ ژوئن ۲۰۲۱ است که شامل ۳۳۹۷ مقاله و ۲۹۸ پرونده هفتگی است. شبکه پیچشی برای آموزش و آزمایش ۷۰ تا ۳۰ تنظیم شده است تا حجم اخبار مجموعه آموزشی تقریبا نزدیک به مجموعه تست باشد. با توجه به این‌که مدل‌های کانولوشن به عنوان متغیرهای ورودی پیش‌بینی قیمت نفت‌خام استفاده می‌شوند، مجموعه آموزش و آزمایش برای مدل پیش بینی قیمت نفت خام با استفاده از دوره آزمون کانولوشن حل می شود، همانطور که در شکل نشان داده شده است. مدل پیش‌بینی قیمت نفت ۱۷ نوامبر ۲۰۱۵ تا ۲۸ اکتبر ۲۰۲۰ است و شامل ۲۶۸ رکورد هفتگی است. در مقابل، مجموعه آزمایش ۱۸ اکتبر ۲۰۲۰ تا ۱۱ ژوئن ۲۰۲۱ است که شامل ۳۰ رکورد هفتگی است.

در این تحقیق نمونه بین سال‌های ۲۰۲۱-۲۰۱۱ انتخاب شده است. برای برآورد مدل از نظر اجرا و آماری از مدل کانولوشن تمام

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

الگوریتم‌های پیشنهادی با استفاده از پایتون، ژوپیتر نوت بوک و گوگل-کولب کدگذاری شده‌اند، این مطالعه همچنین از شش مدل یادگیری عمیق شامل کی-نزدیکترین همسایه[۶]، درخت تصمیم[۷]، شبکه عصبی کانولوشن [۸]، ماشین بردار پشتیبانی[۹]، جنگل تصادفی[۱۰]، الگوریتم تقویت گرادیان[۱۱]به عنوان تکنیک‌های پیش بینی قیمت استفاده می‌کند. ضمنا از نرم افزار متلب، ایویوز و اکسل نیز استفاده شده است. این محاسبه بر روی یک رایانه شخصی با *CPU* ۲/۷ گیگاهرتز، ۸ گیگابایت *RAM*، و سیستم عامل حرفه ای ویندوز ۱۰ پیاده سازی می‌شود.

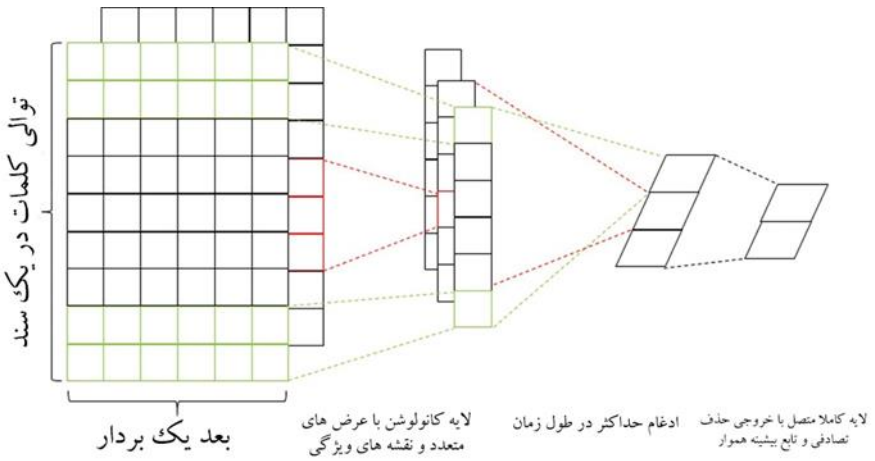
شبکه عصبی کانولوشن یکی از مهم ترین روش‌های یادگیری عمیق است که لایه‌های متعدد در آن، به شیوه‌ای جدید و مستحکم آموزش می‌بینند. این روش، مؤثر واقع شده و به صورت رایج در کاربردهای بینایی ماشین استفاده می‌شود. این شبکه‌ها زیرمجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی چند لایه هستند که برای داده‌های دو بعدی مانند تصویر، طراحی شده‌اند، بخش‌های مختلف تصویر به عنوان ورودی به لایه‌های سلسله مراتبی داده می‌شوند و در هر لایه با اعمال فیلترهایی دیجیتال، ویژگی‌های چشم گیری از تصویر استخراج می‌شود به طور کلی کانولوشن از سه نوع لایه اصلی کانولوشن، ادغام و لایه تماما متصل تشکیل می شود(۱۶). با توجه به مزایای کانولوشن بر اساس شبکه یادگیری عمیق و ساختار تحول، این روش تجزیه و تحلیل احساسی متون کوتاه را مورد هدف قرار داده است. لایه کانولوشن، کانولوشن عملیات متقاطع را روی ماتریس ورودی انجام می دهد، در نتیجه آن را قادر می‌سازد تا قطعات معنایی جملات مختلف را ترکیب کرده و تعامل بین قطعات سنتز شده را بیاموزد. بر این اساس، روابط معنایی بین شیوه‌های اخبار نفت خام به طور کامل مورد استفاده قرار می‌گیرد. شکل زیر ساختار مدل کانولوشن را نشان می دهد. ابتدا، مدل کانولوشن با یک ماتریس جمله توکن شده شروع می‌شود، که در آن هر سطر یک کلمه را نشان می‌دهد. پس از آن، ماتریس جمله از طریق مضرب جمع می‌شود. فیلترهای خطی، مانند تقسیم سه، چهار یا پنج کلمه در هر بار انجام می‌شود. این طول جمله و اندازه ناحیه فیلتر ابعاد را تعیین می‌کند. خروجی تولید شده از نگاشت فیلتر را می‌توان به یک بردار ویژه "سطح بالا" با طول ثابت متصل کرد، که پس از آن با استفاده از یک تابع بیشینه هموار[۱۲] برای تولید وارد می شود.

رویه‌ها به شرح زیر شرح داده شده است:

مرحله ۱: پیش پردازش داده‌ها: مجموعه داده‌ها به داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایشی تقسیم می‌شود. داده‌های اخبار نفت خام از چهار عملیات عبور می کند: از جمله "نشانه‌گذاری"، "فیلتر کردن کلمات را متوقف کنید"، "دنباله پر شده"، "تبدیل متن خبر به بردار کلمه".

مرحله ۲: آموزش مدل کانولوشن با استفاده از نمونه آموزشی. بردار کلمه وارد مدل کانولوشن می‌شود و فرایند مدل کانولوشن شامل "عملیات متقابل"، "حداکثر جمع‌آوری" و "طبقه بندی تابع بیشینه هموار" است.

مرحله ۳: با استفاده از بهترین مدل آموزش دیده کانولوشن، نمونه آزمایش را طبقه بندی می‌کند. در این مطالعه، کانولوشن توسط پایتون کدگذاری شده است. همچنین از کتابخانه پایتون به نام تنسورفلو[۱۳] و پاندا استفاده می‌شودکه یک رابط برنامه نویسی اپلیکیشن[۱۴] ساده برای ایجاد شبکه‌های عمیق ارائه می دهد.



نگاره ۱: ساختار مدل پیچشی

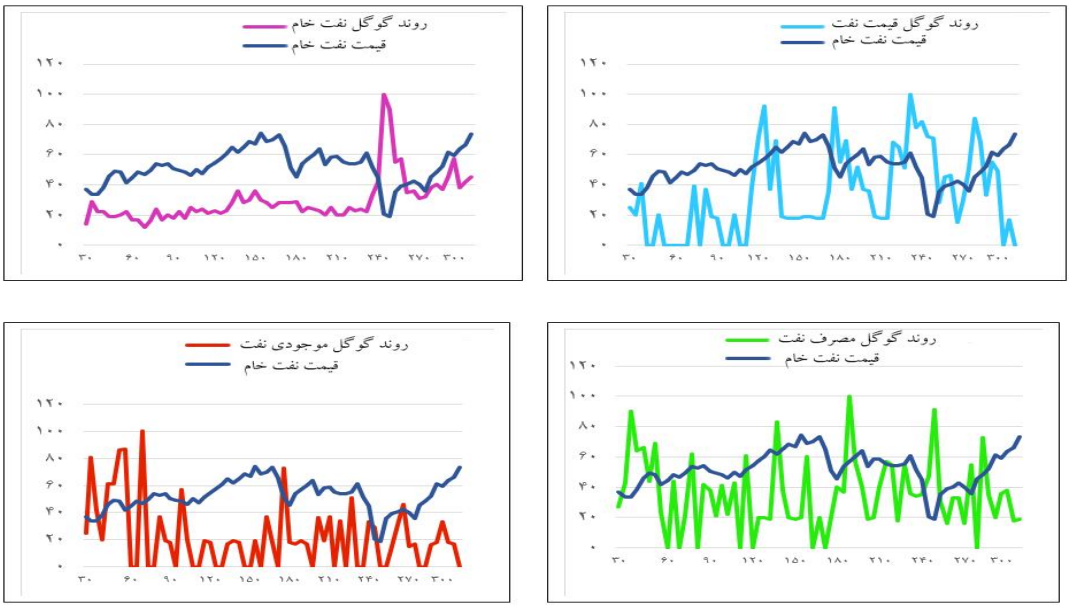
یافته‌ها

نگاره ۲ داده های سری زمانی قیمت نفت خام و چهار مورد روند گوگل ترندز را نشان می‌دهد. توجه داشته باشید که هیچ رابطه آشکاری بین قیمت نفت خام و برخی از گوگل ترندزها، مانند "موجودی نفت" و "مصرف نفت" وجود ندارد. بر این اساس، رابطه بین قیمت نفت خام و چهار روند گوگل بیشتر مورد بررسی قرار می‌گیرد. ابتدا، سری‌های مختلف از نظر ایستایی آزمایش می شوند. جدول ۱ نتایج آزمایش را نشان می‌دهد. از این رو، شرایط لازم برای یکپارچگی و روابط گرنجر به درستی برآورده می‌شود. با این حال، قیمت نفت خام و "مصرف نفت" به ترتیب متفاوت هستند. دوم، از آزمون همگرایی برای بررسی رابطه

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

یکپارچگی بین قیمت نفت خام و سه روند گوگل (یعنی "قیمت نفت"، "موجودی نفت" و "نفت خام") استفاده می‌شود. همچنین آزمون همگرایی انجام شد و نتایج نشان دهنده روابط یکپارچه بین قیمت جهانی نفت خام و روندهای فوق الذکر گوگل را نشان می‌دهد. سوم، هدف از تجزیه و تحلیل علیت گرنجر بررسی آماری این است که آیا "قیمت نفت"، "موجودی نفت" و "نفت خام" برای مخاطرات اخلاقی پیش بینی قیمت نفت خام مفید هستند یا خیر. جدول ۳ نشان می دهد که گرنجر "نفت خام" گوگل باعث قیمت نفت خام در یک و دو سفارش می شود و روند گوگل "قیمت نفت" گرنجر باعث می شود قیمت نفت خام در یک سفارش در سطح ۵ درصد اهمیت باشد. با این حال، روند "موجودی نفت" گوگل نشان می‌دهد که هیچ دلیل گرنجری در قیمت نفت خام وجود ندارد. روند "نفت خام" گوگل در مقایسه با روند "نفت خام" گوگل و روند "موجودی نفت" گوگل مناسبتر برای جلب توجه سرمایه گذاران است.



نگاره ۲: سری زمانی قیمت نفت خام و چهار روند گوگل

جدول۱: نتایج حاصل از آزمون دیکی فولر تعمیم یافته (ADF)

متغیرها	آماره دیکی فولر	مقادیر بحرانی			بررسی مانایی
		٪۱	٪۵	٪۱۰	
قیمت نفت خام	-۱/۹۵۶۴	-۳/۵۳۳۲	-۲/۹۰۶۲	-۲/۵۹۰۶	با ۱ بار تفاضل گیری مانا است.
روند گوگل قیمت نفت	-۱/۹۵۶۴	-۳/۵۳۳۲	-۲/۹۰۶۲	-۲/۵۹۰۶	در سطح مانا است.
روند گوگل موجودی نفت	-۱/۹۵۶۴	-۳/۵۳۳۲	-۲/۹۰۶۲	-۲/۵۹۰۶	در سطح مانا است.
روند گوگل مصرف نفت	-۱/۹۵۶۴	-۳/۵۳۳۲	-۲/۹۰۶۲	-۲/۵۹۰۶	در سطح مانا است.
روند گوگل نفت خام	-۱/۹۵۶۴	-۳/۵۳۳۲	-۲/۹۰۶۲	-۲/۵۹۰۶	با ۱ بار تفاضل گیری مانا است.

جدول۲: انتخاب وقفه بهینه گوگل ترند نفت خام

وقفه/ آماره	HQ	AIC	FPE	LR
۰	۱۵/۸۶۴۳	۱۵/۸۳۷۱	۲/۲۵۸۸۵	Na
۱	۱۳/۷۳۷۲*	۱۳/۶۵۵۸*	۲۹۲۲/۶۱۵*	۱۳۴/۱۲۸۴*
۲	۱۳/۸۴۳۴	۱۳/۷۰۷۸	۳۰۸۰/۶۹۱	۴/۴۳۲۲۹
۳	۱۳/۹۹۵۳	۱۳/۸۰۵۴	۳۴۰۰/۷۰۱	۱/۸۰۹۸۶
۴	۱۴/۰۸۳۲	۱۳/۸۳۹۱	۳۵۲۵/۳۲۱	۵/۰۶۸۲۳
۵	۱۴/۲۵۲۰	۱۳/۹۵۳۶	۳۹۶۷/۴۱۷	۰/۸۳۱۹۶

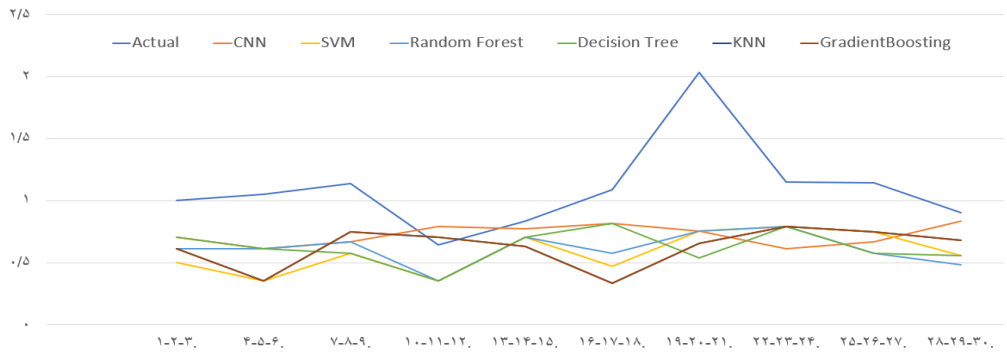
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول۳: نتایج آزمایش تجزیه و تحلیل علیت گرنجر در سطح ۵ درصد

وقفه‌ها		
۲	۱	
روند گوگل نفت خام علیت گرنجری قیمت نفت خام نیست.		ترکیب A
۰/۸۱۹۹۳	۰/۴۱۵۷	آماره F
۰/۰۴۴۵	۰/۰۵۲۱	ارزش احتمال
روند گوگل موجودی نفت علیت گرنجری قیمت نفت خام نیست.		ترکیب B
۰/۵۶۰۶۳	۱/۰۱۹۰۸	آماره F
۰/۵۷۳۸	۰/۳۱۶۶	ارزش احتمال
روند گوگل قیمت نفت علیت گرنجری قیمت نفت خام نیست.		نرکیب C
۰/۱۸۵۲۴	۰/۸۷۵۹۶	آماره F
۰/۰۸۳۱	۰/۰۳۵۲	ارزش احتمال

نتایج طبقه بندی مدل کانولوشن نشان می‌دهد F= ۰/۶۶، معیار پوشش برابر با ۰/۵، معیار صحت برابر با ۰/۴۹، دقت تست برابر با ۰/۵۰۹۸ . دقت آموزش برابر با ۰/۹۹۹۴ است که نشان می دهد CNN از دقت خیلی بالایی برخوردار نیست. البته با مطالعه تحقیقات دیگر می توان گفت تحقیق دارای دقت مناسبی است(۱۸).



نگاره ۳: نتایج مدل‌های متفاوت در طی ۳۰ هفته

نگاره ۳ روند ویژگی های طبقه بندی شبکه عصبی کانولوشن را در مقایسه با قیمت نفت در طول مجموعه داده های آزمایش توصیف می کند. طبقه بندی کانولوشن روندهای مشابه قیمت نفت را با اندکی تأخیر ارائه می دهد، کانولوشن روند مشابهی را برای قیمت نفت ارائه می دهد، که همان وضعیت معاصر یا تاخیر جزئی است و ما را قادر می سازد تا روند کلی نوسانات قیمت نفت تعیین شود. همچنین آزمون ویلکاکسون رتبه علامت‌دار به منظور انجام بررسی دو نمونه وابسته یا انطباق بین دو نمونه به کار گرفته می‌شود. این آزمون را می‌توان مشابه آزمون t برای گروه‌های وابسته برای میانگین جامعه غیرنرمال، در نظر گرفت. سپس دقت پیش بینی در طول دوره آزمون با استفاده از دو مورد ارزیابی می شود(۱۹).

جدول٤: آزمون ویلکاکسون رتبه علامت دار

مدل‌های مورد مقایسه	آزمون ویلکاکسون رتبه علامت دار	احتمال	میانگین رتبه
CNN در مقابل درخت تصمیم	۱/۷۷۶۴	۰/۰۷۵۷	۱۲/۹۰۰۰
CNN در مقابل GRADIANTBOOST	۱/۳۹۸۴	۰/۱۶۲۰	۱۲/۴۰۰۰
CNN در مقابل KNN	۱/۳۹۸۴	۰/۱۶۲۰	۱۲/۴۰۰۰
CNN در مقابل SVM	۲/۰۴۱۰	۰/۴۱۳	۱۳/۲۵۰۰
CNN در مقابل جنگل تصادفی	۱/۲۴۷۲	۰/۲۱۲	۱۲/۲۰۰۰

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول۵: بهبود پیش‌بینی مدل کانولوشن

	RMSE	MAE
ویژگی های گوگل ترند(۱)	۰/۴۹۹۴	۰/۵۸۷۵
ویژگی‌های متن(۲)	۰/۷۱۳۱	۰/۴۹۱۳
ویژگی‌های تاریخی(۳)	۰/۹۶۸۴	۰/۹۱۴۱
نرخ بهبود (۳) نسبت به (۱)	۹۳/۹۱٪	۵۵/۵۹٪
نرخ بهبود (۳) نسبت به (۲)	۳۵/۸٪	۸۶/۰۵٪

ضمنا هنگام محاسبه این معیارها، روش پیش بینی مبتنی بر نورد(حالت متحرک) انتخاب می شود. نرخ بهبود[۱۵] (*IR*) برای تعیین قدرت توضیح بیشتر گوگل‌ترندز و ویژگی‌های متن معرفی می شود(۸). نرخ بهبود از نظر فنی، بهبود درصد نشان دهنده قدرت توضیح بیشتر گوگل ترندز و عناوین خبری است. این مطالعه از روش میانگین ارزش تاثیر (*MIV*) استفاده می کند، که یکی از بهترین شاخص‌ها برای ارزیابی مقادیر ضریب تعیین شده در نظر گرفته می شود و از نظر کمی اهمیت نسبی هر یک از عوامل را در پیش بینی قیمت نفت خام بررسی می کند. در روش *MIV*، مجموعه آموزش با مدل کانولوشن آموزش داده می شود. سپس دو مجموعه آموزشی جدید با تغییر اندازه هر متغیر ورودی به ترتیب ۱۰ ± ، که برای شبیه سازی بر اساس مدل مناسب استفاده می شود، ایجاد می شود. میانگین مقادیر مختلف دو نتیجه شبیه سازی برای تولید *MIV* محاسبه می شود. *MIV* مطلق بزرگ متغیر مستقل نشان دهنده قدرت پیش بینی بالای نورون ورودی نسبت به نورون خروجی است.

.

جدول٦: متغیرهای ورودی و رتبه بندی میانگین ارزش تاثیرها برای پیش‌بینی قیمت نفت خام

متغیرهای ورودی	میانگین ارزش تاثیر	شماره رتبه بندی
قیمت نفت وست تگزاس اینترمدیت تاریخی (۰)	۰/۳۵۸۲۶۷۲۰	۱
قیمت نفت وست تگزاس اینترمدیت تاریخی (-۱)	۰/۳۵۸۲۵۸۳۱	۲
روند گوگل نفت خام (-۱)	۰/۲۰۸۵۹۵	۳
روند گوگل نفت خام (۰)	۰/۲۰۸۳۷۷	۴

بحث

یافته‌های پژوهش حاکی از آن است تمامی سری‌های زمانی در سطح و یا با یکبار تفاضل‌گیری مانا می‌باشند، همچنین آزمون همگرایی انجام شد و نتایج نشان دهنده روابط یکپارچه بین قیمت جهانی نفت خام و روندهای گوگل را نشان می‌دهد. در این مطالعه از آزمون تلفیق و تجزیه و تحلیل علیت گرنجر استفاده شده است تا بررسی شود که چگونه گوگل ترندز و قیمت نفت خام با یکدیگر تعامل دارند. با توجه به این که بسیاری از سری‌های زمانی غیرثابت هستند و همچنین مدل‌های مختلف بر اساس ایستایی هستند، آزمون همگرایی از تجزیه و تحلیل ایستایی سری‌های زمانی شروع می‌شود. از آزمون انگل-گرنجر برای آزمایش تأثیر گوگل ترندز بر قیمت نفت خام استفاده می‌شود، در این رابطه به این نتیجه رسیده شد که گرنجر "نفت خام" گوگل باعث قیمت نفت خام در یک و دو سفارش می‌شود و روند گوگل "قیمت نفت" گرنجر باعث می‌شود قیمت نفت خام در یک سفارش در سطح ۵ درصد اهمیت باشد. با این حال، روند "موجودی نفت" گوگل نشان می‌دهد که هیچ دلیل گرنجری در قیمت نفت خام وجود ندارد. روند "نفت خام" گوگل در مقایسه با روند "نفت خام" گوگل و روند "موجودی نفت" گوگل مناسب‌تر برای جلب توجه سرمایه گذاران است. همچنین در انتخاب وقفه بهینه گوگل ترندز نفت خام بهترین وقفه، وقفه زمانی یک در نظر گرفته شد. در خلال کار استخراج متن اخبار آنلاین توسط بخش ابری کلمات برتر توصیف شد. ۲۰ کلمه اصلی، که برخی از عوامل تأثیرگذار بر قیمت نفت خام را می توان استخراج کرد، به شرح زیر است: "تولید"، "نفت خام"، "ایالات متحده آمریکا، "خروجی"، "ستانده"، " خط لوله "، "صادرات"، "کاهش"، "ایران"، "واردات"، "گاز"، "معامله"، "طرح"، "افزایش"، "*LNG*" (گاز طبیعی مایع) "، "اوپک (سازمان نفت کشورهای صادرکننده)، "پالایشگاه"، "*BPD*" (بشکه در روز) ، " انرژی "و" قیمت ". همانطور که نشان داده شده است، "نفت خام"، "گاز" و "انرژی" نشان دهنده ارتباط نزدیک با نفت خام هستند. در همین حال، "تولید"، "افزایش"، " گاز طبیعی مایع " و " پالایشگاه "، از جمله، ممکن است تقاضا و عرضه نفت خام را نشان دهند. علاوه بر این، "ایالات متحده"، "ایران"، "ایرانی" و "اوپک" منعکس کننده رویدادهای سیاسی و مخاطرات اخلاقی هستند. عناوین خبری شامل عوامل مختلفی است که بر قیمت نفت خام تأثیر می گذارد و می‌تواند ناشی از مخاطرات اخلاقی باشد. بنابراین، یادگیری روابط معنایی بین حالت‌های خبری نفت خام، تحقیقات را قادر می سازد تا مخاطرات اخلاقی را پیش بینی کنند. نتایج *IRS* نیز بیان شد، نتایج نشان می دهد که عناوین خبری و روند گوگل از نظر معیارهای IR_{MAE} و IR_{MSE} یکدیگر را تکمیل می کنند. همچنین باید توجه

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

داشته باشید که نتایجی که ترکیبی از ویژگی‌های متن و روند گوگل است، در مقایسه با نتایج تکی بهبود یافته‌تر است. نتایج *MIV* قیمت تاریخی نفت (۱- و ۰) *WIT* و روند گوگل برای "نفت خام" (۱- و ۰) نشان می‌دهد عامل مهمی برای پیش بینی قیمت نفت خام است. به طور کلی می‌توان نتیجه گرفت، ترکیب ویژگی های متن و روند گوگل می تواند به پیشرفت چشمگیری در پیش بینی قیمت نفت خام کمک کند و حتی می‌تواند زیرساخت آن مخاطرات اخلاقی باشد. بنابراین، روش پیشنهادی با متن اخبار نفت و گوگل‌ترندز به عنوان پیش بینی کننده مفید می تواند یک ابزار موثر برای تاثیر مخاطرات اخلاقی پیش بینی قیمت نفت خام در نظر گرفته شود. با توجه به نتایج به دست آمده مشخص می‌شود که فرضیه تحقیق پذیرفته شده است و مخاطرات اخلاقی اخبار نفت خام می‌تواند بر پیش‌بینی قیمت آن موثر باشد. این یافته با پژوهش‌های پژوهشگران همسو می‌باشد(۱، ۲، ۵، ۱۷). همچنین شواهد زیادی وجود دارد که این ارتباط چند طرفه را نشان می‌دهد(۲۰، ۲۱، ۲۲). از جمله محدودیت‌های این تحقیق سال‌های تحقیق می‌باشد چرا که قبل از سال ۲۰۱۱ جمع آوری آمار غیر قابل جمع آوری می‌باشد و پیشنهاد می‌شود این مدل در سطح وسیع‌تری و یا حتی تاثیر مخاطرات اخلاقی بر بازارهای مالی دیگر انجام شود.

نتیجه گیری

فساد اخلاقی در هر جامعه‌ای، با هر نوع بینش و حکمرانی، اعم از دموکراسی، دیکتاتوری یا اقتصادآزاد، واقعیتی غیر قابل انکار است که تنها در میزان و حدود آن تفاوت وجود دارد. رابطه اخلاق و اقتصاد از موضوع‌های مورد بررسی در بحث‌های امروز علوم انسانی است. در این صورت، درک بسیار غنی‌تری از اخلاق و اطلاعات پدید می‌آید. اطلاعات یکی از عوامل اساسی در فرآیند تصمیم گیری عاملان اقتصادی است. در دنیای امروز در اثر رشد فعالیت‌های اقتصادی، رشد شهرنشینی و پیشرفت‌های تکنولوژیکی و...، نقش اطلاعات در فرآیند مذکور بیشتر و پررنگ تر شده است. برای ورود به مبحث اقتصاد اطلاعات مناسب است فرض در دسترس بودن اطلاعات کامل در نظریه بازار رقابت کامل در نظر گرفته شود. براساس این فرض، خریداران و فروشندگان اطلاعات را به طور کامل و کافی برای معامله در اختیار دارند، اما در دنیای واقعی این فرض واقع بینانه نیست و اطلاعات کامل در اختیار همگان قرار ندارد. چنین کاستی به ویژه در برخی موارد مانند بازار نفت نمود بیشتری دارد. در این نوع بازارها اطلاعات در دسترس عاملان بازار خریداران و فروشندگان نامتقارن است (عدم تقارن اطلاعاتی). در این شرایط ممکن است یک طرف به اندازه طرف مقابل اطلاعات لازم را نداشته باشد و یا یکی از آنها به طور کلی فاقد اطلاعات لازم باشد. در واقع در این حالت عدم تقارن اطلاعاتی بوجود آمده ناشی از پنهان کردن اطلاعات لازم است. در واقع این نیت و رفتار غیراخلاقی بوده است. بنابراین، عدم تقارن اطلاعاتی، رفتار و تصمیم گیری عاملین اقتصادی را تحت تاثیر قرار می‌دهد و آنها را با دو پدیده کژگزینی و کژمنشی (مخاطره اخلاقی) روبرو می‌نماید. بررسی عوامل مؤثر بر پیش‌بینی قیمت نفت و تعیین عناصر اساسی آن، دغدغه‌ای است که شناخت آنها به ویژه برای جوامع توسعه نیافته و یا کمتر توسعه یافته، اهمیتی حیاتی دارد چرا که اتخاذ راهبردهای مخاطرات اخلاقی بدون شناخت مولفه‌های مزبور، غیرممکن می‌نماید. از جمله عناصر مؤثر بر پیش‌بینی قیمت نفت که مورد توجه جامعه‌شناسان و اقتصاددانان قرار گرفته است بررسی نقش و میزان تاثیر اخلاق و اطلاعات متقارن است. تزریق اخبار جنجالی و نوسانی قیمت نفت و عدم تقارن اطلاعاتی از سوی دولتمردان و سرمایه‌گذاران در اخبار و رسانه‌ها می‌تواند باعث شود رفتارهایی در جامعه انجام شود که به نفع مردم نیست. در این حالت، مخاطرات اخلاقی شکل می‌گیرد، بازار دچار شکست می‌شود و اقتصاد روبه رکود می‌رود. از این رو اگر مخاطرات اخلاقی کنترل نشود، ریسک‌پذیری و مخاطرات افزایش می‌یابد. در جامعه‌ای که ریسک‌پذیری بدون کنترل و محاسبه افزایش بیابد، اقتصاد کشور به طرف بحران‌های مالی شدید حرکت می‌کند و با عدم توسعه یافتگی مواجه می‌شود. باید توجه داشت توسعه در یک فرایند و سیر تاریخی رخ خواهد و ابتدا باید فرهنگ و ارزش‌های اخلاقی اقتصاد را طی نمود سپس در محیط توسعه‌ای همراه با تقارن اطلاعات و شفافیت به توسعه دست یافت. بر اساس پژوهش به منظور رسیدن پیش‌بینی قیمت نفت در راستای بودجه‌ریزی و رشد اقتصادی، لزوم توجه به فساد و تقارن اطلاعات و شفافیت که از نبود اخلاق اقتصادی سرچشمه می‌گیرد احساس می‌شود.

ملاحظه های اخلاقی

در این پژوهش با معرفی منابع مورد استفاده، اصل اخلاقی امانت داری علمی رعایت و حق معنوی مولفین آثار محترم شمرده شده است و سایر اصول اخلاق علمی همچون رازداری رعایت شده است.

واژه نامه

1. Google Search	جستجوی گوگل
2. Wavelet Breakdown	تجزیه موجک
3. Artificial Intelligence	هوش مصنوعی
4. Convolutional Neural Network	شبکه عصبی پیچشی
5. Deep Learning	یادگیری عمیق
6. K-Nearest Neighbors Algorithm	کی-نزدیکترین همسایه
7. Decision Tree	درخت تصمیم
8. Convolutional Neural Network (CNN)	شبکه عصبی کانولوشن
9. Support Vector Machines (SVM)	ماشین بردار پشتیبانی
10. Random Forest	جنگل تصادفی
11. Gradient Boosting Algorithm	الگوریتم تقویت گرادیان
12. Soft Max Function	تابع بیشینه هموار
13. Tensor Flow	تنسورفلو

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

12. Wex F, Widder N, Liebmann M, et al. (2013). Early warning of impending oil crises using the predictive power of online news stories. USA: 46th Hawaii International Conference on System Sciences.
13. Hemmatian F, Sohrabi M. K. (2019). A survey on classification techniques for opinion mining and sentiment analysis. Artif. Intell. Rev; (52):1495–1545 .
14. Shaterkhbazi M, Solh Mirzaei K, Kianpour S. (2021). The role of the convention on intellectual property rights and moral corruption on iran's economic growth. Ethics in Science and Technology; 16(2): 187-189. (In Persian)
15. Shaterkhbazi M. Kianpour S. Homayounfar A. (2022). The relationship between corruption and business environment with economic growth and development. Ethics in Science and Technology; 16(4): 111-118. (In Persian)
16. Qayyum A, Anwar SM, Awais M, Majid M. (2017). Medical image retrieval using deep convolutional neural network. Neurocomputing; (266): 8-20 ,
17. Wu B, Wang L, Lv S, Zeng Y. (2021). Effective crude oil price forecasting using new text-based and big-data-driven model. Elsevier; (168), 108468
18. Dragomiretskiy K, Zosso D. (2013). Variation mode decomposition. IEEE Trans. Signal Process; 62 (3) :531–544 .
19. Hu HL, Wang L, Lv SX. (2020). Forecasting energy consumption and wind power generation using deep echo state network. Renewable Energy; (154): 598–613 .
20. Hu HL, Wang L, Peng L, Zeng YR. (2020). Effective energy consumption forecasting using enhanced bagged echo state network. Energy; 193: 116778 .
21. Bildirici M, Bayazit N, Ucan Y. (2020). Analyzing crude oil prices under the impact of COVID-19 by using LSTARGARCHLSTM. Energies; 13 (11): 2980 .
22. Colladon EM. (2018). Using four different online media sources to forecast the crude oil price. Journal of Information Science; 44(3): 408- 421.

14. Application Programming Interface
رابط برنامه نویسی اپلیکیشن
15. Improvement Rate
نرخ بهبود

References

1. Abdollahi H. (2020). A novel hybrid model for forecasting crude oil price based on time series decomposition. Appl. Energy; 267, 115035 .
2. Yu L, Zhao Y, Tang L, et al. (2019). Online big data-driven oil consumption forecasting with Google Trends. Int. J. Forecast; 35 (1) :213–223 .
3. Li X, Ma. J, Wang S, et al. (2015). How does Google search affect trader positions and crude oil price? Econ. Model; (49) :162–171 .
4. Fronzetti Colladon A. (2020). Forecasting election results by studying brand importance in online news. Int. J. Forecast; 36 (2) :414–427
5. Zhao LT, Wang Y, Guo SQ, et al. (2018). A novel method based on numerical fitting for oil price trend forecasting. Appl. Energy; 220:154–163.
6. Bekiroglu K, Duru O, Gulay E. (2018). Predictive analytics of crude oil price by utilizing the intelligent model search engine. Appl. Energy; 228:2387–2397 .
7. Atalla T, Joutz F, Pierru A. (2016). Does disagreement among oil price forecasters reflect volatility? Evidence from the ECB surveys. Int. J. Forecast; 32(4) :1178–1192 .
8. Li X, Shang W, Wang S. (2019). Text-based crude oil price forecasting: A deep learning approach. Int. J. Forecast; 35 (4) :1548–1560.
9. Shahbaz M, Tiwari A. K, Tahir M. I. (2015). Analyzing time–frequency relationship between oil price and exchange rate in Pakistan through wavelets. J. Appl. Statistics; 42 (4) :690–704 .
10. Ma X, Jin Y, Dong Q. (2017). A generalized dynamic fuzzy neural network based on singular spectrum analysis optimized by brain storm optimization for short-term wind speed forecasting. Appl. Soft Compute; (54) :296–312 .
11. Wang J, Li X, Hong T, et al. (2018). A semi-heterogeneous approach to combining crude oil price forecasts. Inf. Sci; (460) :279–292 .

Archive of SID.ir