journal homepage: www.Jnabm.ir

Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM)

ISSN: 2783-5405

Predicting the market influenced by consumer sentiments using artificial intelligence

Avaz Naghipour[*1], Elham Baghbani [1]

1- Department of Computer Engineering, University College of Nabi Akram,Tabriz, Iran.

Abstract

Because of the non-linear fluctuations of the stock price, it is challenging to predict. Therefore, it is important to identify the characteristics that can be used to predict market behavior. Both traditional and modern methods are very important for these features. Among these features, we can mention the feelings and emotions of consumers. In this research, the effect of consumer sentiment factor in predicting market fluctuations has been investigated. For this purpose, the S&P500 index has been considered for forecasting first without considering the characteristics of consumer sentiments using BiLSTM deep neural network and then by combining the UMCSENT consumer sentiment factor. The experiments and results of this research show that the use of consumers' feelings and emotions increases the accuracy of forecasting the S&P500 index.

Keywords: Deep Learning, Neural Network, Stock Prices, Consumer Sentiment, UMCSENT

Citation:
Naghipour, A. & Baghbani, E. (2025). Predicting the market influenced by consumer sentiments using artificial intelligence. Journal of Intelligent Marketing Management, 6(1), 66-83.

Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM), 1404, Volume 6, Number 1, Number 27
Publisher: Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM)
Type of Article: Scientific Research
https://doi.org/JABM.3.2.15564.35125656565047
© Authors
Received: 19/10/2024
Received in revised from: 01/11/2024
Accepted: 01/11/2024
Published online: 21/03/2025

journal homepage: www.Jnabm.ir

نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند

ISSN: 2783-5405

بررسی بازار تحت تأثیر احساسات مصرف‌کنندگان با استفاده از هوش مصنوعی

عوض نقی‌پور [1*]، الهام باغبانی [1]

۱- گروه مهندسی کامپیوتر، مؤسسه آموزش عالی نبی اکرم (ص)، تبریز، ایران.

چکیده

به دلیل نوسانات غیرخطی قیمت سهام پیش‌بینی آن چالش برانگیز است. بنابراین تشخیص ویژگی‌هایی که بتوان رفتار بازار را براساس آن‌ها پیش‌بینی کرد حائز اهمیت می‌باشد. هم روش‌های سنتی و هم روش‌های نوین برای این ویژگی‌ها بسیار مهم می‌باشند. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به احساسات و هیجانات مصرف کنندگان اشاره کرد. در این تحقیق تأثیر فاکتور احساسات مصرف کننده در پیش بینی نوسانات بازار بررسی شده است. برای این منظور شاخص S&P500 ابتدا بدون در نظر گرفتن ویژگی احساسات مصرف کننده با استفاده از شبکه‌ی عصبی عمیق BiLSTM و سپس با ترکیب فاکتور احساسات مصرف کننده UMCSENT برای پیش‌بینی مدنظر قرار گرفته است. آزمایش‌ها و نتایج این تحقیق نشان می‌دهند که استفاده از احساسات و هیجانات مصرف کنندگان دقت پیش‌بینی شاخص S&P500 را افزایش می‌دهد..

کلیدواژه‌ها: یادگیری‌عمیق، شبکه‌عصبی، قیمت‌سهام، احساسات مصرف کننده، UMCSENT.

استناد:

نقی‌پور، عوض و باغبانی، الهام . (۱۴۰۴). بررسی بازار تحت تأثیر احساسات مصرف‌کنندگان با استفاده از هوش مصنوعی.مدیریت بازاریابی هوشمند, ۶(۱), ۶۶-۸۳.

نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند،۱۴۰۴، دوره۶، شماره۱، پیاپی۲۷

ناشر: نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند

نوع مقاله: علمی پژوهشی

© نویسندگان

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۷/۲۸

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۳/۰۸/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۸/۱۱

تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۱/۰۱

https://doi.org/JABM.3.2.15564.35125656565047

مقدمه

از آنجایی‌که قیمت سهام مشتق شده از عواملی همچون سیاست‌های کشورهای تأثیرگذار و بحران‌ها و بلایای طبیعی و غیره می‌باشد؛ تحلیل هر یک از این عوامل منجر به شناخت دقیق‌تر و بهتر روند بازار سهام می‌گردد. برای مثال اگر قیمت یک سهم خاص را در نظر بگیریم عواملی چون کووید و پاندمی‌های این چنینی می‌توانند در حجم معاملات با توجه به ماهیت آن سهم خاص و یا با تأثیر مثبت یا منفی در قیمت آن سهم ظاهر شوند. مهم است برای پیش‌بینی روند یا قیمت هر سهمی از عوامل تأثیر گذار آن، اطلاعات دقیق و مفصل‌تری در اختیار داشت.

بیان مسئله

همواره سرمایه گذاران و محققین بازار سرمایه به دنبال پیش‌بینی هرچه دقیق‌تر قیمت سهام با هدف سود بیشتر بوده‌اند. از آنجایی‌که بازار سهام اغلب تحت تأثیر مولفه‌هایی غیرقابل پیش‌بینی و غیرقطعی می‌باشد؛ رسیدن به چنین هدفی با چالش‌هایی همراه بوده‌است. در این میان واکنش‌ها به اتفاقات و احساسات ناشی از آن در بازار تعیین کننده می‌باشند و بین حرکت قیمت سهام و انتشار اخبار وابستگی زیادی وجود دارد. از این رو با تحلیل احساسات از طریق پلتفرم‌های گوناگون مثل شبکه‌های اجتماعی نظیر توئیتر و یا نظرسنجی‌های معتبر می‌توان تا حدودی روند و رفتار بازار را پیش‌بینی کرد. از طرفی به دلایل فراوانی مثل وجود تعابیر متفاوت، مشکل در تبدیل آن به پارامترهای قابل محاسبه و غیره، تحلیل احساسات کار بسیار پیچیده و دشواری به نظر می‌رسد. با وجود چنین مشکلاتی، در این تحقیق تأثیر احساسات بر قیمت سهام بررسی می‌شود. در بخش بعدی به بیان اهداف تحقیق پرداخته شده است.

اهداف پژوهش

در این تحقیق سعی شده با استفاده از شبکه‌های‌عصبی[1]مصنوعی و روش‌های یادگیری عمیق به بررسی تأثیر شاخص احساسات در دقت پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته شود. دیتاستی شامل قیمت بسته شدن شاخص S&P500 را با استفاده از شاخص احساسات مصرف کنندگان ارائه خواهیم نمود. شاخص S&P500 فهرستی از ۵۰۰ سهام برتر در بازار بورس سهام نیویورک است که در جهت معاملات، خرید و فروش سهام و نیز جهت ارزیابی عملکرد شرکت‌های بزرگ استفاده می‌شود که به همین جهت نماد کلی بازار سهام و اقتصاد امریکا می‌باشد. اندیکاتور[2]UMCSENT داده‌های ماهانه‌ای است که بر اساس نظرسنجی خانوار از نظرات مصرف کنندگان در مورد شرایط اقتصادی فعلی و شاخص انتظارات آینده محاسبه می‌شود. در بخش‌های بعدی تأثیر اندیکاتورUMCSENT، شاخص احساسات مصرف کنندگان بر شاخص S&P500 و پیش‌بینی آن بررسی می‌شود.

[1] Neural Networks

پیشینهٔ پژوهش

در این بخش برخی مفاهیم به کار برده شده، معرفی می‌شوند. مفاهیم در رابطه با اصطلاحات مالی، اقتصادی، اصطلاحات هوش مصنوعی و یادگیری عمیق از جمله‌ی آن‌ها می‌باشند.

اصطلاحات مالی

بورس: بورس اوراق بهادار یک بازار رسمی است که دارندگان پس‌اندازهای راکد می‌توانند محل نسبتاً مناسبی را برای سرمایه‌گذاری جستجو کنند. خرید و فروش سهام تنها از طریق کارگزاران بورس اوراق بهادار میسر است. این افراد واسطه که خبره بازار هستند به نوعی به سرمایه‌گذاران خدمات مشاوره ارائه می‌دهند. در این میان سود سهام به دو صورت کوتاه مدت و بلند مدت عاید مشتری می‌شود که سود کوتاه مدت از طریق خرید سهام و فروش به موقع آن و سود بلندمدت پس از پایان سال مالی شرکت و طبق قانون تجارت حداکثر هشت ماه پس از تاریخ مجمع به مشتری تعلق می‌گیرد. در بازار بورس قیمت سهام تحت تأثیر عوامل درونی یعنی وضعیت شرکت‌هایی که سهام آنها در بورس مورد معامله قرار می‌گیرد مانند تغییرات در وضعیت هیأت مدیره، وضعیت مالی شرکت، سیاست‌های مالی و عوامل بیرونی مانند عوامل اقتصادی و سیاسی قرار می‌گیرد.

سهام: بورس اوراق بهادار به معنای یک بازار رسمی سرمایه است، که درآن سهام شرکت‌ها واوراق مشارکت تحت ضوابط و مقررات خاص، مورد معامله قرارمی‌گیرد. سهم به معنای بخشی از دارایی‌های یک شرکت یا کارخانه است. دارنده سهم به همان نسبتی که سهام در اختیار دارد در مالکیت شرکت یا بنگاه تولیدی شریک است. سهام عادی، همین سهامی است که شرکت‌ها عرضه می‌کنند و سهامداران به نسبت سهام خود، مالک شرکت می‌شوند. سهام عادی را در هر زمانی می‌توان فروخت؛ ولی اگر شرایط بازار خوب باشد با قیمت بالاتر و اگر شرایط بازار خوب نباشد با قیمت کمتر آن را می‌فروشند.

شاخص: شاخص اعدادی است که وضعیت بازار را طی دوره‌های قبل نشان می‌دهد. هرگروه در بورس برای خود شاخصی دارند که سهامداران می‌توانند با پیگیری این شاخص‌ها، چشم‌انداز آن بازار و یا صنعت را بیان نمایند. در بازارهای مالی اساساً شاخص یک سهام فرضی از اوراق بهادار است که شامل کل بازارمربوطه یا بخشی از آن است. شاخص‌در واقع بیانگر تغییرات قیمت سهام طی یک دوره زمانی است.

پیش‌بینی قیمت سهام: ناشناخته بودن عوامل تأثیرگذار بر تغییرات قیمت سهام همواره دلیلی برای روی آوردن به پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها است. امروزه مدیران مالی ترجیح می‌دهند مکانیزمی در اختیار داشته باشند که بتواند آنها را در امور تصمیم‌گیری‌شان یاری نماید به همین دلیل توجه به روش‌های پیش‌بینی بسیار موردتوجه قرار دارد. ازاین‌رو متخصصان بازار سرمایه، سالیان متمادی به مطالعه‌ی بازار و شناسایی الگوهای مختلف برای پیش‌بینی پرداخته‌اند که برای این امر ترکیبی از تشخیص الگو و روش‌های مختلف را به‌کار بسته‌اند.

تحلیل: تحلیل بنیادی به دنبال محاسبه ارزش ذاتی هر سهم است و به این منظور به مطالعه هر چیزی، از وضعیت کلی اقتصاد و صنعت تا وضعیت مالی شرکت و مدیریت آن می‌پردازد؛ اما تحلیل تکنیکال از طریق مطالعه آمارهای فعالیت بازار مانند قیمت و حجم معاملات، به دنبال شناسایی الگوها و روندهایی است که نشان‌دهنده حرکت آینده یک سهم به آن‌سو هستند. تحلیلگران بنیادی در جست‌وجوی این هستند که ارزش ذاتی سهام چقدر است و براساس دانسته‌های بنیادی اقدام به خرید و فروش و کسب سود می‌کنند؛ درحالی‌که تحلیلگران تکنیکال بر این باورند که کلیه اطلاعات در قیمت سهام نهفته است و با تشخیص روندها و الگوها می‌توان به سود رسید.

داده‌های سری‌زمانی: یک نوع از داده‌هایی هستند که در آن هر داده با توجه به زمان وقوع آن مشخص می‌شود. این داده‌ها معمولا در حوزه‌های مختلفی مانند اقتصاد، علوم پزشکی، شبکه‌های اجتماعی و ... استفاده می‌شوند. با تحلیل داده‌های سری‌زمانی، می‌توان الگوها و روندهای مختلف را در داده‌ها شناسایی کرده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تر درباره آینده را به دست آورد. تحلیل سری‌های زمانی به شناسایی هر الگوی منظمی در مشاهدات گذشته، با هدف پیش‌بینی برای دوره‌های آینده انجام می‌شود، این استخراج الگو برای چیدمان برنامه‌های آینده در حوزه کسب و کار بسیار مهم است و توانایی تصمیم‌گیری برای صاحبان کسب و کار را آسان‌تر می‌کند. داده‌های سری‌زمانی اجزای زیر را شامل می‌شوند:

روند[3]: روند شامل تمایل سری‌زمانی به افزایش، کاهش یا حتی ثابت بودن است.

تناوب: در سری‌های زمانی، نوسانات یکسان و مکرر در بازه‌های زمانی میان مدت را تناوب می‌نامند. این چرخه ممکن‌است هر چند سال یا بازه‌های زمانی متفاوت تکرار شود.

فصل: تغییراتی است که در سری‌زمانی در بازه‌های زمانی کوتاه‌تر اتفاق می‌افتند به طور مثال افزایش فروش پوشاک در آستانه سال نو و همین روند در سال آینده نیز تکرار می‌شود. به این تغییرات فصلی گفته می‌شود .

تغییرات تصادفی: تغییراتی که قابل پیش‌بینی نیستند و نظم و الگوی خاصی ندارند.

اصطلاحات یادگیری عمیق

شبکه‌های عصبی مصنوعی: یکی از روش‌های پردازش داده‌ها و یادگیری‌ماشین است که بر اساس ساختار مغز انسان طراحی شده‌است. در این روش، داده‌های ورودی به شبکه داده می‌شود و با استفاده از الگوریتم‌های خاص، شبکه به صورت خودکار و بدون نیاز به برنامه نویسی، قابلیت یادگیری و تفسیر داده‌ها را پیدا می‌کند. شبکه‌های عصبی در حوزه‌های مختلف از جمله تشخیص تصویر، ترجمه ماشینی، پردازش زبان طبیعی و بازار سرمایه کاربرد دارند.

یادگیری عمیق: یک روش یادگیری‌ماشین است که با استفاده از شبکه‌های عصبی بزرگ و پیچیده، به ماشین اجازه می‌دهد تا الگوهای پنهان در داده‌ها را شناسایی کند و با استفاده از آن‌ها، پاسخ‌های بهتر و دقیق‌تری را در برابر وظایف خود ارائه دهد. این روش در حال حاضر در بسیاری از زمینه‌های هوش مصنوعی، از جمله تشخیص تصویر، ترجمه ماشینی، پردازش زبان طبیعی و بازاریابی و پیش‌بینی داده‌های سری‌زمانی استفاده می‌شود.

نورون: نورون یک تابع ریاضی است که برای تقلید از عملکرد یک نورون بیولوژیکی طراحی شده‌است. میانگین وزنی ورودی داده را محاسبه می‌کند و اطلاعات را از طریق یک تابع غیرخطی، با نام تابع فعال‌سازی (به عنوان مثال، سیگموئید) منتقل می‌کند.

اتصال و وزن: اتصالات یک نورون را در یک لایه به نورون دیگری در همان لایه یا لایه دیگر متصل می‌کنند. هر اتصال دارای یک مقدار وزن است که به آن مرتبط است. یک وزن نشان دهنده قدرت اتصال بین واحدها است. هدف کاهش وزن برای کاهش احتمال خطا است.

تابع انتشار: دو تابع انتشار در یک شبکه عصبی کار می‌کنند: انتشار به جلو که مقدار پیش‌بینی شده و انتشار به عقب که مقدار خطا را ارائه می‌دهد.

[3] Trend

نرخ یادگیری:[4] شبکه‌های عصبی با استفاده از کاهش گرادیان برای بهینه‌سازی وزن‌ها آموزش داده می‌شوند. پس انتشار در هر تکرار برای محاسبه مشتق تابع کاهش با توجه به هر مقدار وزن و کم کردن آن از وزن استفاده می‌شود. نرخ یادگیری تعیین می‌کند که چقدر سریع یا آهسته مقادیر وزن (پارامتر) مدل به روزرسانی شوند.

دیتاست: منظور از دیتاست، مجموعه داده‌هایی هستند که برای آموزش و ارزیابی شبکه عصبی یا مدل یادگیری ماشین استفاده می‌شوند.

یادگیری عمیق نظارت شده: یادگیری نظارت شده به فضای مسئله‌ای اشاره دارد که در آن هدف مورد پیش‌بینی بطور واضح در داده‌هایی که برای آموزش استفاده می‌شود، برچسب گذاری می‌شود.

مدل: یادگیری عمیق یک رویکرد واحد نیست، بلکه کلاسی از الگوریتم‌ها و توپولوژی‌هاست که می‌توان از آن‌ها برای طیف گسترده‌ای از مسائل استفاده کرد. با تغییر نحوه‌ی چینش نورون‌ها و معماری شبکه‌های عصبی، می‌توان یک مدل یادگیری‌عمیق، برای هدف به‌خصوصی آموزش داد.

پیشینهٔ نظری

پیشینه‌ی تأثیرات احساسات سرمایه‌گذار بر سهام مجموعه‌ای از مطالعات پیشگام و معروف در مورد احساسات و بازده کل سهام به دهه‌ی ۱۹۸۰ برمی‌گردد. این تحقیقات عمدتاً به طرق مختلف آزمایش می‌کردند که آیا کل بازار سهام می‌تواند قیمت گذاری نادرستی داشته باشد یا خیر. نوسانات در بازده کل شاخص سهام که نمی‌تواند با نوسانات فاندامنتال توجیه شود در واقع روشی برای توصیف بازگشت میانگین در بازده است. قابل پیش بینی بودن بازده کل با استفاده از نسبت‌های ارزش گذاری ساده مانند نسبت سود کل به ارزش بازار سهام می‌تواند منعکس کننده اصلاح قیمت گذاری نادرست ناشی از احساسات یا احتمالاً ریسک متغیر با زمان یا ریسک گریزی باشد که باعث تغییر زمانی در بازده مورد انتظار سهام می‌شود. برخی مطالعات از پیشرفت‌های موقتی در نظریه مالی رفتاری برای ارائه آزمون‌های دقیق‌تر برای تأثیرات احساسات استفاده می‌کنند. رقابت‌کنندگان در بازار یا عاری از احساسات و یا معامله‌گران غیرمنطقی که مستعد احساسات برون‌زا هستند. آنها در بازار رقابت می‌کنند و قیمت‌ها و بازده مورد انتظار را تعیین می‌کنند [۱].

کاربرد احساسات سهامداران در پیش‌بینی قیمت سهام، پیشینه‌ای طولانی دارد. اما کاربرد تکنیکی شاخص احساسات موضوعی جدید است. برای مثال در سال‌های اخیر محققان توانستند مدل جدیدی برای بهینه‌سازی پیش‌بینی سهام طراحی کرده و با ترکیب شاخص‌های فنی، از جمله شاخص‌های احساسات سرمایه‌گذار و داده‌های مالی بر روی بسیاری از عوامل تأثیرگذار قیمت سهام بازیابی‌شده با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق پیش بینی انجام داده و ادعا کنند که با این روش می‌توانند قیمت سهام را به طور مؤثری پیش‌بینی کنند [۲].

پیشینهٔ تجربی

در برخی از کارها، محققان جهت حرکت قیمت‌ها را با تجزیه و تحلیل اطلاعات متنی مانند اخبار مالی و نظرات رسانه‌های اجتماعی پیش‌بینی کرده‌اند. اخیراً، محققان تجزیه و تحلیل احساسات را با استفاده از متن کاوی و تکنیک‌های محاسباتی برای استخراج خودکار احساسات از متن انجام دادند. هدف آنها طبقه بندی متن داده شده به دیدگاه مثبت، منفی یا خنثی و سپس پیش‌بینی جهت حرکت قیمت بود. چندین مدل شبکه عصبی معمولی، از جمله LSTM[5] و CNN[6] را برای بهبود عملکرد تحلیل احساسات برای StockTwits در

[4] Learning Rate

[5] Long short-term memory

[6] Convolutional neural network

نظر گرفتند. سپس مدل جدیدی به نام «پیش‌بینی نوسانات آگاهانه از احساسات» پیشنهاد کردند که احساسات بازار را برای پیش‌بینی نوسانات بازدهی سهام ترکیب می‌کند [۳]. در این کار به طور کلی، تحلیل بنیادی و تحلیل احساسات عمدتاً بر پیش‌بینی جهت حرکت قیمت بر اساس اطلاعات متنی بدون در نظر گرفتن جزئیات متمرکز است .

در مطالعه‌ی دیگری نویسندگان ادعا می‌کنند دقت پیش‌بینی قیمت سهام را با جمع‌آوری مقدار زیادی از داده‌های سری زمانی و تجزیه و تحلیل آن در رابطه با مقالات خبری مرتبط، با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق بهبود بخشیده‌اند. مجموعه داده ای که استفاده کرده‌اند شامل قیمت روزانه سهام شرکت‌های S&P500 به مدت پنج سال به همراه بیش از ۲۶۵۰۰۰ مقاله اخبار مالی مرتبط با این شرکت‌ها می‌باشد. در این تحقیق با توجه به اندازه بزرگ مجموعه داده، از محاسبات ابری به عنوان یک منبع ارزشمند برای آموزش مدل‌های پیش‌بینی و انجام استنتاج برای یک سهام معین در زمان واقعی استفاده کرده‌اند [۴].

روش‌شناسی پژوهش

واضح است که احساسات مثبت و یا منفی، تأثیر مستقیمی بر رفتار و قیمت سهام می‌گذارد. برای مثال وقتی دیدگاه سهامداران یک سهم بررسی می‌شود؛ رفتار آینده‌ی آن سهم را به طور تقریبی می‌توان پیش‌بینی کرد. در این بحث حوزه یا پلتفرمی که باید احساسات را بررسی کرد تعیین‌کننده می‌باشد. برای مثال امروزه بسیاری از تحقیقات نظری به بررسی کامنت‌ها و دیدگاه مشتریان در شبکه‌های اجتماعی مختلف مثل X و اینستاگرام و غیره با اهداف گوناگون می‌پردازند. در بخش بعدی به جزئیات دیتاست مورد استفاده در آزمایش پرداخته می‌شود.

داده‌ها

UMCSENT داده‌های ماهانه‌ای است که بر اساس نظرسنجی خانوار از نظرات مصرف کنندگان در مورد شرایط اقتصادی فعلی و شاخص انتظارات آینده محاسبه می‌شود و از FRED قابل دسترسی است. این شاخص برای ارزیابی دیدگاه‌های کوتاه مدت مشتریان در مورد اقتصاد، درآمد و هزینه‌های آنها استفاده می‌شود. بنابراین، سطح خوش‌بینی یا بدبینی مصرف‌کننده را فراهم می‌کند که به پیش بینی اقتصاد کوتاه مدت و بلندمدت کمک می‌کند UMCSENT .با عوامل حرکتی نقشی حیاتی در پیش‌بینی قیمت سهام و تأثیر مستقیم یا غیرمستقیم بر بازده سهام دارد [۵].

شاخص احساسات مصرف‌کننده در دهه ۱۹۴۰ دانشگاه میشیگان در موسسه تحقیقات اجتماعی دانشگاه میشیگان توسط پروفسور جورج کاتونا مطرح شد. تلاش‌های او در نهایت منجر به یک نظرسنجی تلفنی سراسری شد که نتایجش به‌صورت ماهانه توسط دانشگاه انجام و منتشر می‌شود. در اواسط هر ماه نتایج اولیه منتشر شده و در دو هفته ابتدایی نظرسنجی‌های جمع‌آوری شده را پوشش می‌دهد. در پایان هر ماه و معمولاً در آخرین جمعه، نتایج نهایی پیش از اتمام ماه منتشر می‌شود و کل ماه را پوشش می‌دهد. این شاخص به‌گونه‌ای طراحی‌شده که روحیه مصرف‌کنندگان آمریکایی را به تصویر بکشد و الگوی هزینه مصرف‌کننده در آینده‌ای نزدیک را به شکل احساسات خوش‌بینانه، بدبینانه یا خنثی نشان دهد. چیزی حدود ۶۷ درصد از تولید ناخالص داخلی ایالات‌متحده را هزینه‌های مصرف‌کننده تشکیل می‌دهد، این شاخص به‌عنوان یکی از شاخص‌های مهم اقتصادی مورد توجه شرکت‌ها، سیاستمداران و معامله‌گران است [۶].

در این نظرسنجی از اقتصاد ایالات‌متحده، به صورت تلفنی، اطلاعاتی در مورد انتظارات مصرف‌کنندگان جمع‌آوری می‌شود. احساسات مصرف‌کننده توسط نظرات مردم تعیین می‌شود که یک داده آماری از سلامت کلی اقتصاد است. این شاخص به‌صورت کلی

شاخص مفیدی است چون احساس مردم را در مواردی نظیر سلامت شرایط مالی فعلی، چشم‌انداز کوتاه مدت اقتصاد و رشد اقتصادی بلندمدت در نظر گرفته است. هر ماه دو نسخه از این شاخص منتشر می‌شود، دانشگاه میشیگان اواسط هر ماه، نتایج اولیه نظرسنجی و نتایج نهایی را در پایان ماه منتشر می‌کند. شاخص احساسات مصرف‌کننده یک شاخص پیشروی اقتصادی است، چرا که هزینه‌کرد مصرف‌کنندگان چیزی در حدود ۶۷ درصد از اقتصاد آمریکا را تشکیل می‌دهد.

شاخص احساسات مصرف‌کننده میشیگان جز شاخص‌های کلیدی محسوب می‌شود در صورتی که برای پیش‌بینی آینده اقتصاد، اقتصاددانان و سرمایه‌گذاران از شاخص‌ها و اندیکاتورهای بسیاری استفاده می‌کنند و شاخص‌های قیمت تولیدکننده، قیمت مصرف‌کننده و تولید ناخالص داخلی همگی برای پیش‌بینی قدرت اقتصادی در آینده ایالات‌متحده به کار می‌روند اما استفاده از شاخص احساسات مصرف‌کننده، سطح اطمینان مصرف‌کنندگان ایالات‌متحده را به‌طور متوسط نشان می‌دهد که در پیش‌بینی انبساط و انقباض اقتصادی، افزایش یا کاهش این شاخص بسیار کابردی است[۶].

نظرسنجی احساسات مصرف کنندگان: شاخص احساسات مصرف‌کننده در طرح اولیه حداقل ۵۰۰ مصاحبه تلفنی در سراسر ایالات‌متحده هر ماه توسط دانشگاه میشیگان انجام می‌شود. در این نظرسنجی ۵۰ سؤال اصلی را می‌پرسند که سه حوزه (امور مالی شخصی، شرایط تجاری و شرایط خرید) را پوشش می‌دهد. پاسخ به این سوالات اساس شاخص را تشکیل می‌دهد. از مصرف کنندگان می‌خواهند تا نظر خود را در مورد سؤالات زیر بیان کنند [۷].

۱ – آیا می‌توانید بگویید که در حال حاضر شرایط کسب و کار بهتر یا بدتر از یک سال قبل است؟

۲ – آیا وضعیت مالی شما و خانواده‌تان که در آنجا زندگی می‌کنید نسبت به یک سال پیش بهتر است یا بدتر؟

۳ – آیا فکر می‌کنید که یک سال بعد شما و خانواده‌تان که در آنجا زندگی می‌کنید از نظر مالی وضعیت بهتری خواهید داشت یا بدتر یا تقریباً مثل الان؟

۴ – فکر می‌کنید در ۱۲ماه آینده چه اتفاقی برای نرخ‌های بهره می‌افتد؟ آیا این نرخ‌ها بالا می‌رود، ثابت می‌ماند یا کاهش می‌یابد؟

۵ – در طی ۱۲ماه آینده، به نظر شما به طور کلی قیمت‌ها بالا می‌روند یا کاهش می‌یابند یا همان جایی که الان هستند باقی می‌مانند؟

حدود ۶۰ درصد از هر نظرسنجی ماهانه شامل پاسخ‌های جدید است و ۴۰ درصد باقیمانده از نظرسنجی‌های تکراری است. به گفته دانشگاه میشیگان، این نظرسنجی‌ها ثابت کرده‌اند که نشانگر دقیقی از روند آینده اقتصاد ملی هستند. نظرسنجی‌ها توانایی آنها را در پیش بینی دقیق تغییرات در نرخ بهره، نرخ بیکاری، نرخ تورم، رشد تولید ناخالص داخلی، مسکن، تقاضای خودرو و سایر معیارهای کلیدی اقتصادی نشان داده‌اند. هنگامی که شاخص احساسات مصرف کننده دانشگاه میشیگان رقمی بالا را نشان می‌دهد معمولا دلار امریکا قوی‌تر می‌شود و طلا شروع به ریزش می‌کند [۸].

از آنجایی‌که این مساله نشان دهنده این است که مصرف‌کنندگان در حال هزینه کردن پول‌های خود می‌باشند و این امر باعث ایجاد تورم می‌شود در نتیجه دست فدرال رزرو برای افزایش نرخ‌های بهره بازتر خواهدبود. زمانی که نرخ‌های بهره افزایش پیدا می‌کنند دلار امریکا شروع به قوی تر شدن می‌کند و بالعکس جهت طلا که معمولاً مخالف دلار است شروع به ریزش می‌کند [۷]. در این بخش در مورد تأثیر احساسات بر رفتار بازار بحث شد؛ در بخش‌های بعدی صحت این موضوع آزمایش می‌شود. در این تحقیق روشی بر مبنای BiLSTM، برای بررسی میزان تأثیر احساسات مصرف کننده بر شاخص سهام S&P500 به‌کار گرفته‌شده‌است. ورودی‌ها به شکل یک تنسور سه بعدی متشکل از داده‌های واقعی، گام‌زمانی و ویژگی‌ها، وارد شبکه‌ی عصبی عمیق می‌شوند؛ در انتها یک لایه‌ی کاملاً

متصل، خروجی نهایی را تولید می‌کند. شبکه‌ی عصبی عمیق استفاده شده برای پیش‌بینی در این تحقیق، از نوع Multivariate BiLSTM می‌باشد که متغیرهای چندگانه را به‌عنوان ورودی می‌گیرد.

پنجره برای شبکه‌ی عصبی عمیق در واقع یک تنسور را شکل می‌دهد که از داده‌های تاریخی T گام ماقبل لحظه T+۱ ساخته می‌شود. تابع برچسب‌زنی به این صورت است که همه‌ی ویژگی‌ها یا همان متغیرها در تشکیل تنسور ورودی دخیل هستند. در انتها جریان داده‌ی خروجی از BiLSTM، توسط یک لایه‌ی کاملاً متصل DenseLayer با تابع فعال ساز "elu"، به خروجی نهایی مدل تبدیل می‌شوند. دقت پیش‌بینی در این مدل با محاسبه چهار معیار خطای RMSE، MAPE، MAE و R ارزیابی می‌شود. در این بخش تنظیمات اولیه مورد نیاز برای اجرای هر یک از آزمایش‌ها آورده شده‌است. جدول ۱ این تنظیمات را نشان می‌دهد. دیتاست با نسبت ۸۰ -۲۰ به دو مجموعه‌ی آموزشی و تست تقسیم شده‌است که شامل دیتاست مورد مطالعه می‌شود. دیتاست مورد مطالعه در این تحقیق شامل قیمت بسته شدن شاخص S&P500 طی سال‌های ۲۰۰۶ الی ۲۰۲۲ است که قابل دانلود از سایت یاهوفایننس در قالب فایل csv می‌باشد. داده‌های تجاری تاریخی که یاهو به آنها دسترسی می‌دهد، داده‌های روزانه هستند. جدول ۲ چند رکورد از دیتاست شاخص S&P500 را نشان می‌دهد. قیمت بسته شدن آخرین قیمتی است که سهام در آن روز معامله می‌شود. قیمت بسته‌شدن شاخص S&P500 به طور مستقیم از سایت یاهوفایننس دانلود شده‌است.

جدول ۱: بخشی از دیتاست و اندیکاتورهای شاخص S&P500

	Date	UMCSENT	Close
0	1/3/2006	90.909677	1268.800049
1	1/4/2006	90.764516	1273.459961
2	1/5/2006	90.619355	1273.479980
3	1/6/2006	90.474194	1285.449951
4	1/9/2006	90.038710	1290.150024
...	...	...	...
3958	9/23/2021	72.800000	4448.979980
3959	9/24/2021	72.800000	4455.479980
3960	9/27/2021	72.800000	4443.109863
3961	9/28/2021	72.800000	4352.629883
3962	9/29/2021	72.800000	4359.460000

مقدار شاخص UMCSENT به صورت ماهانه بوده، این مقدار برای همه‌ی روزهای همان ماه تکرار شده است و در مواردی که بنا به دلایلی هیچ مقداری برای یک شاخص درج نگردیده، میانگین رکورد بالا و پایین آن محاسبه و به‌جای مقدار اصلی درج گردیده‌است. شکل ۲ شاخص UMCSENT را نشان می‌دهد. قیمت بسته شدن شاخص S&P500 نیز در شکل ۳ نشان داده شده است.

معیارهای ارزیابی

در این قسمت معیارهایی معرفی می‌شوند که با آن‌ها نتیجه را مورد سنجش قرار می‌گیرند. این معیارها به شکل‌های رایج زیر تعریف می‌شوند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (۱)$$

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \quad (۲)$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad (۳)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y_i})\widehat{(y_i - \hat{y}_i)}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y_i})\widehat{2(y_i - \hat{y}_i)^2}}} \quad (۴)$$

که در این رابطه‌ها y مقدار واقعی، $\overline{y}$ میانگین و $\hat{y}$ مقدار پیش‌بینی شده حاصل از تست می‌باشد. این مقادیر با مجموعه داده‌ی تست واقعی و مجموعه‌داده‌های پیش‌بینی شده توسط مدل جایگزین و محاسبه می‌شوند. این ۴ مورد از رایج‌ترین معیارهای رگرسیون در تحقیقات می‌باشند.

جزئیات پیاده‌سازی

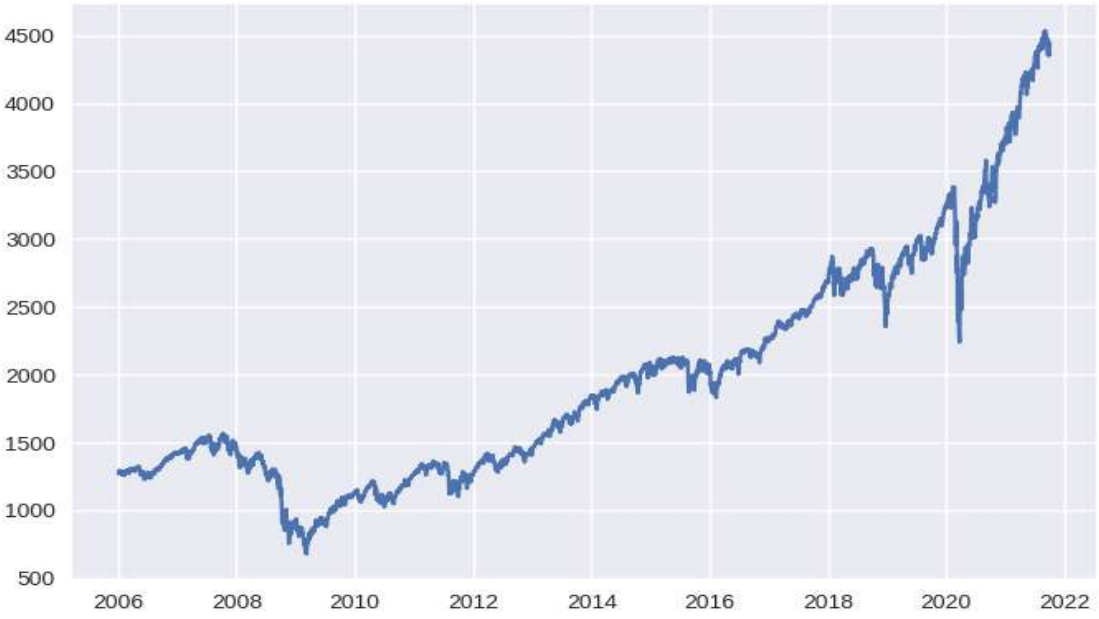
بعد از پیاده‌سازی، نتایج اجراهای مختلف آن، با دیتاست شرح داده شده در بالا، بررسی می‌شوند. مشخصات ورودی‌ها در بخش‌های قبلی آمده است. آزمایش‌ها در محیط گوگل کولب اجرا شده‌اند. جزئیات بیشتر ابزارها و روش‌های استفاده شده در جدول ۲ آورده شده‌است.

جدول۲: تنظیمات اولیه در آزمایش‌ها

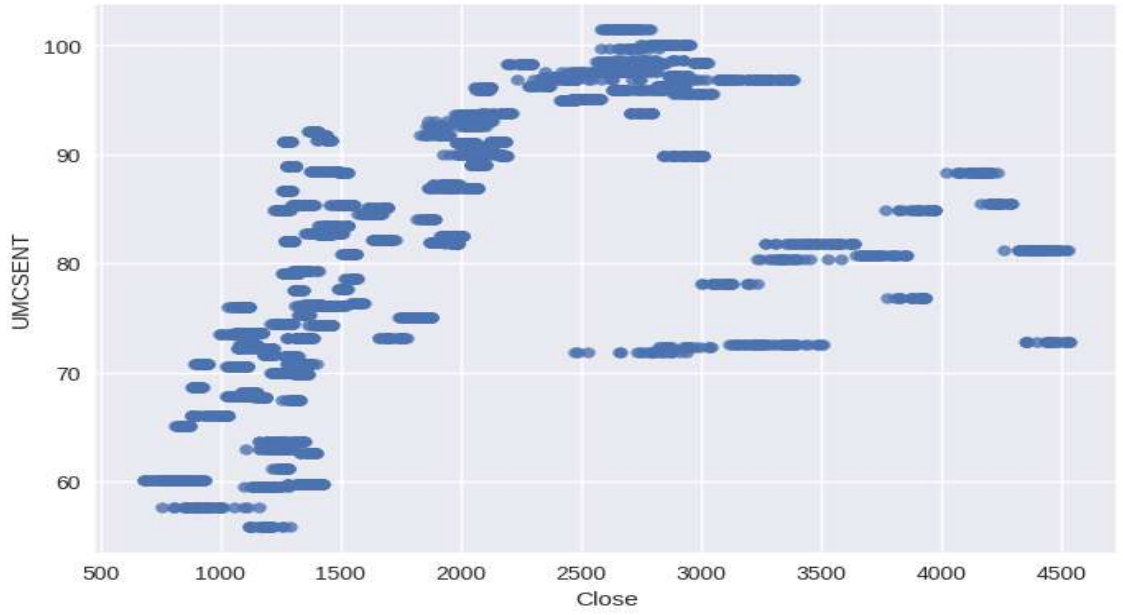
Batch_Size	8
Train_Test_Split	20-80
Learning_Rate	1e-3
Optimizer	AdamW
Epochs	100
Num of Iteration for each experiment	10
Loss	“mean_squared_error”
EarlyStopping_patience	10
Dense Layer Activation Function	‘elu’
Window_Size	3

برای اطمینان از همگرایی تابع ضرر، تعداد *Epochs* را ۱۰۰ در نظر گرفته و با *EarlyStopping* تعداد *Epochs* کنترل می‌شود. برای نشان دادن قابلیت اطمینان نتایج در اجراهای مختلف، هر آزمایش ۱۰ بار تکرار می‌شود و مقدار میانگین به عنوان نتیجه‌ی نهایی ثبت می‌شود. اندازه پنجره‌ی پیش‌فرض برابر ۳ می‌باشد. شکل‌های ۱، ۲ و ۳ به ترتیب شاخص UMCSENT، قیمت بسته شدن شاخص S&P500 و قیمت بسته شدن شاخص S&P500 و UMCSENT را نشان می‌دهند.

شکل۱: شاخص UMCSENT



شکل۲: قیمت بسته شدن شاخص S&P500



شکل۳: قیمت بسته شدن شاخص S&P500 و UMCSENT

یافته‌های پژوهش

پیش بینی شاخص S&P500

ابتدا آزمایش با شبکه‌ی عصبی عمیق BiLSTM، با تنظیمات جدول ۲ انجام گرفته و نتایج در جدول زیر آورده شده است. شکل ورودی LSTM یک تنسور سه بعدی با پنجره‌بندی می‌باشد و خروجی‌های یک بعدی آن به یک لایه‌ی Dense با تابع فعال‌ساز 'elu'هدایت می‌شوند تا نهایتاً یک خروجی تولید شود. متریک‌های خطای نامبرده شده در بخش‌های قبل، به ازای اجراهای مختلف LSTM با تعداد نورون‌های متفاوت در جدول ۳ آورده شده‌اند.

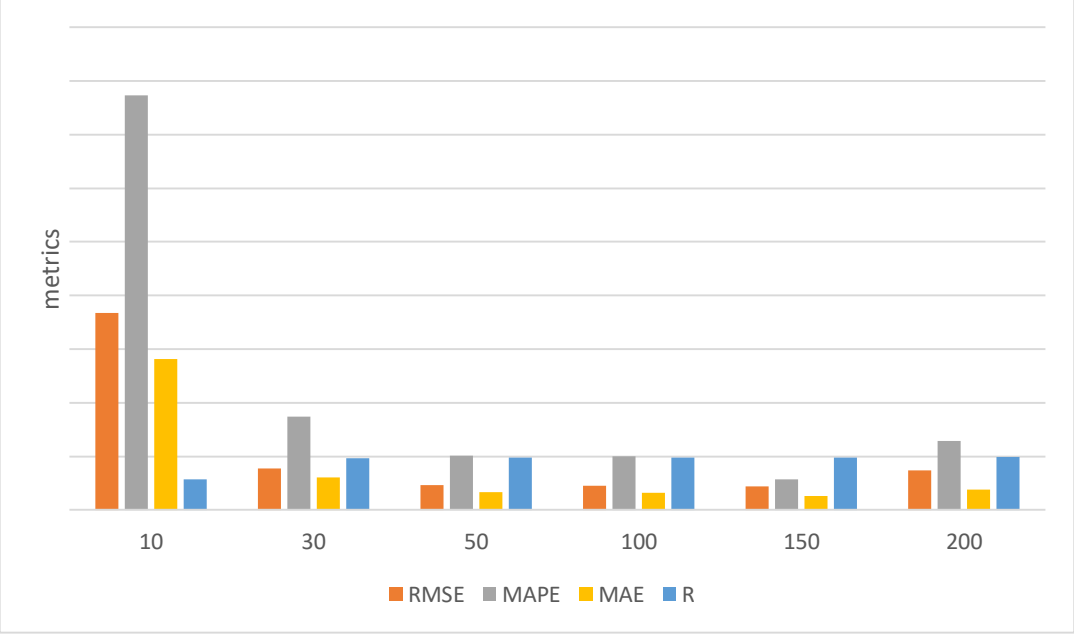
طبق داده‌های جدول ۳ مشاهده می‌شود که BiLSTM با ۱۵۰ نورون برای پیش‌بینی شاخص S&P500 روی دیتاست مورد مطالعه، عملکرد بهتری دارد. RMSE در این حالت برابر ۴۳,۶۸ می‌باشد که از بقیه حالت‌های آزمایشی کمتر است. این نتیجه یعنی کمترین خطای بدست آمده از این آزمایش‌ها، در بخش‌های بعدی با سایر مدل‌ها مقایسه می‌شود.

شکل ۴ نتایج جدول ۳ را به صورت نمودار نشان می‌دهد. شکل ۵ مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده‌ی دیتاست شاخص S&P500 با BiLSTM با ۱۵۰ نورون را نشان می‌دهد. شکل ۶ مجموعه دیتای تست را در مقایسه با مقادیر متناظر پیش‌بینی شده آن توسط BiLSTM نشان می‌دهد. این نمودار با استفاده از کتابخانه matplotlib پایتون ترسیم شده‌است.

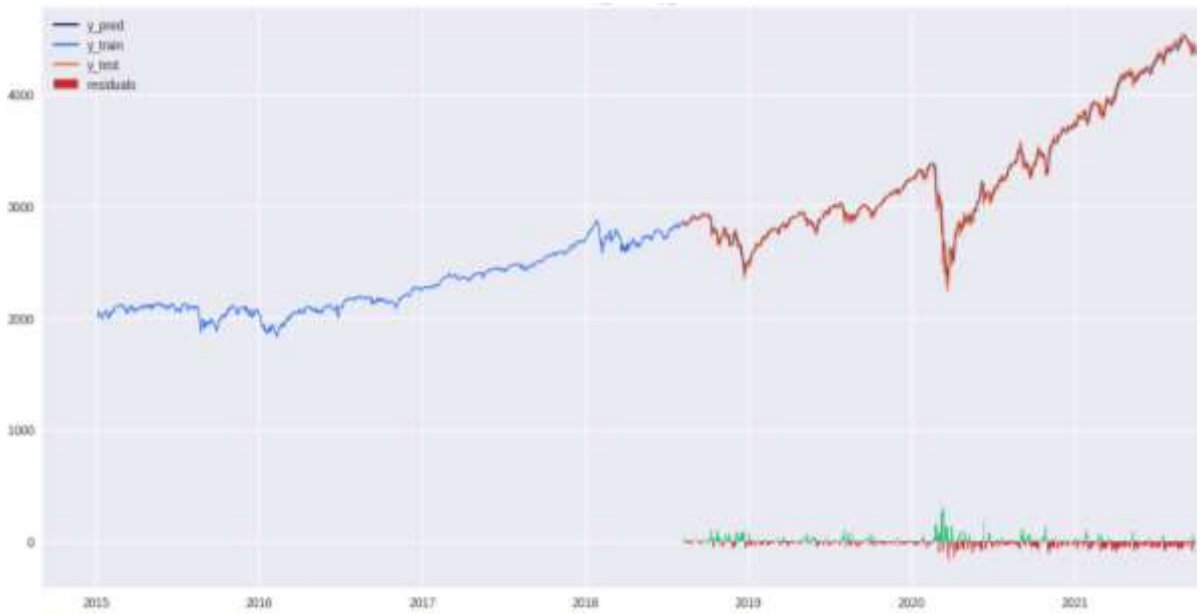
نمودار به رنگ آبی کم‌رنگ مجموعه‌داده‌ی آموزشی را نمایش می‌دهد و رنگ آبی تیره مقادیر پیش‌بینی شده توسط BiLSTM و رنگ نارنجی مقادیر واقعی مجموعه داده‌ی تست را نشان می‌دهند. همان‌طور که از شکل ۵ پیداست BiLSTM تفکیک خوبی از داده و ویژگی‌ها به دست داده و پیش‌بینی قابل قبولی از قیمت ارائه می‌دهد. در قسمت پایین نمودار رنگ‌های قرمز و سبز به ترتیب بیانگر اختلاف منفی و اختلاف مثبت بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد. یعنی زمانی که مدل قیمت هدف را بالاتر از مقدار واقعی پیش‌بینی کرده‌است؛ اختلاف این دو قیمت با رنگ سبز و نیز زمانی که مقدار پیش‌بینی شده پایین‌تر از مقدار واقعی است. اختلاف به رنگ قرمز در قسمت زیرین نمودار نشان داده شده است.

جدول۳: تغییرات RMSE با تغییر تعداد نورون‌ها در پیش‌بینی دیتاست شاخص S&P500

Neurons	۱۰	۳۰	۵۰	۱۰۰	۱۵۰	۲۰۰
RMSE	۳۶۷/۹۳	۷۷/۶۴	۴۶/۱۶	۴۵/۶۵	۴۳/۶۸	۷۳/۱۹
MAPE	۷/۷۳	۱/۷۴	۱/۰۱	۱	۰/۵۷	۱/۲۹
MAE	۲۸۱/۱۹	۶۰/۷۷	۳۲/۵۹	۳۲/۰۹	۲۵/۴۹	۳۸/۱۲
R	۰/۵۷	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۹



شکل۴: تغییرات RMSE با تغییر تعداد نورون‌ها در پیش‌بینی دیتاست شاخص S&P500 توسط BiLSTM



شکل۵: مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده‌ی دیتاست شاخص S&P500 با BiLSTM با ۱۵۰ نورون؛ (محور افقی بازه‌ی زمانی و محور عمودی قیمت بسته شدن بر حسب دلار)

پیش بینی شاخص S&P500 تحت تأثیر احساسات مصرف کنندگان

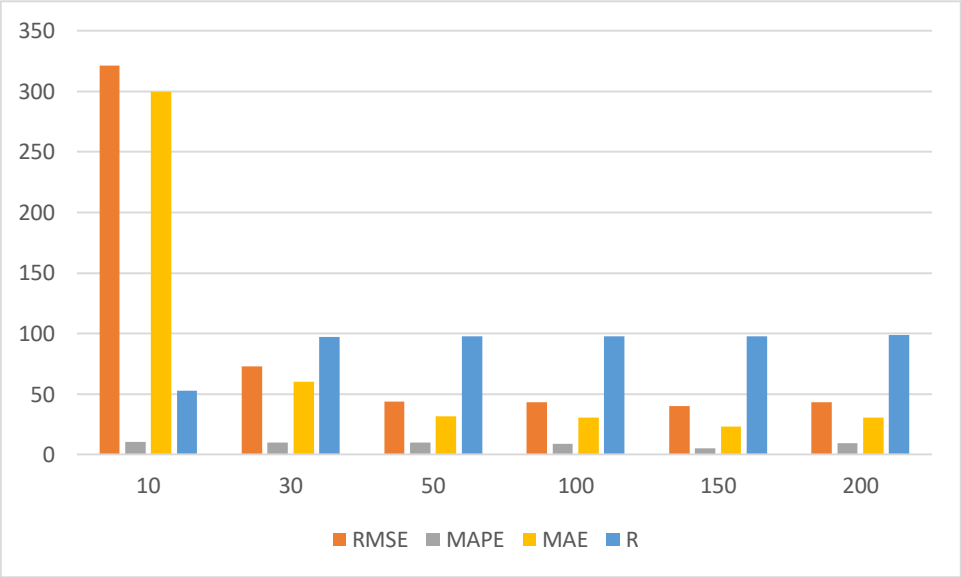
در آزمایش دوم شاخص S&P500 با استفاده از شاخص UMCSENT و طبق روال بخش قبلی و با همان تنظیمات پیش بینی شده است. جدول ۴ نتایج این آزمایش را برای تعداد نورون‌های متفاوت نشان می‌دهد.

نمودار بعدی مورد بحث که در شکل ۷ نشان داده شده است؛ تمام نقاط واقعی و نقاط پیش‌بینی‌شده توسط مدل پیشنهادی در هر دو دیتاست مورد مطالعه، اعم از مجموعه‌ی آموزشی و مجموعه تست را نشان می‌دهد. این نمودار نیز با استفاده از کتابخانه matplotlib پایتون ترسیم شده‌است.

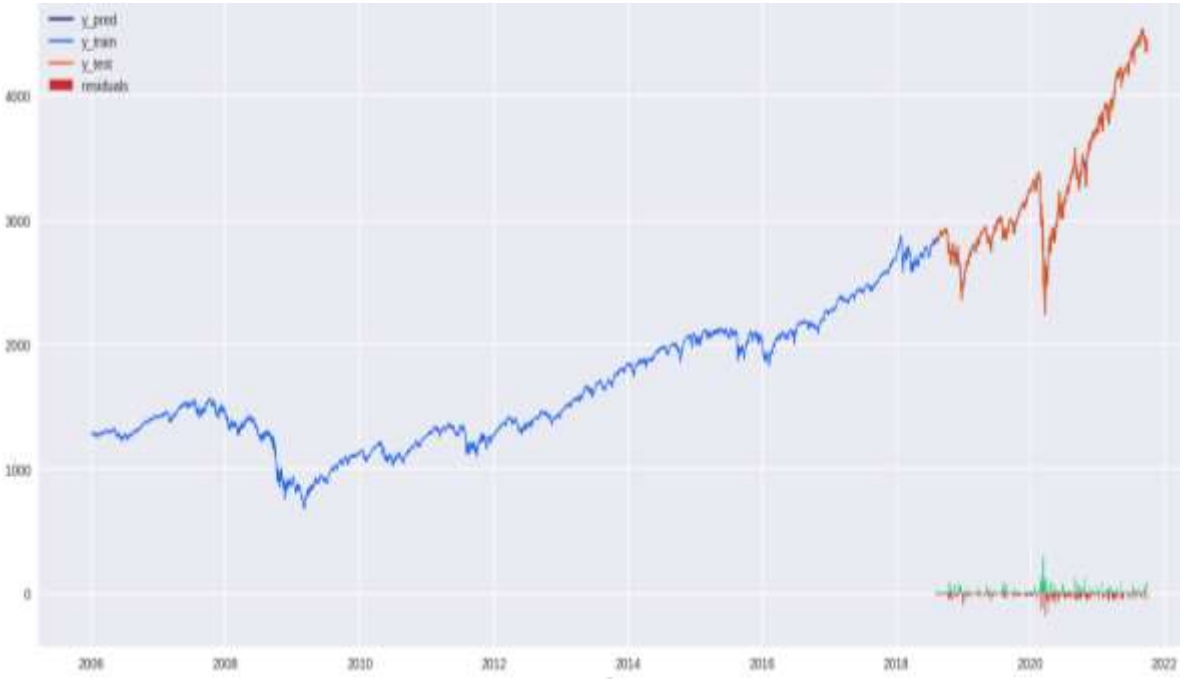
در اینجا نیز رنگ آبی کم‌رنگ مجموعه‌داده‌ی آموزشی را نمایش می‌دهد و رنگ آبی تیره مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌پیشنهادی و رنگ نارنجی مقادیر واقعی مجموعه داده‌ی تست را نشان می‌دهند. در قسمت پایین نمودار رنگ‌های قرمز و سبز به ترتیب بیانگر residuals منفی و مثبت مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد. از روی شکل‌ها پیداست که خطوط آبی و نارنجی تقریباً منطبق برهم هستند و residual ها مقادیر تقریباً نزدیک به صفر دارند. این شکل و همچنین ارقام جدول ۴ بیانگر آن هستند که اعمال شاخص احساسات مصرف کنندگان و استفاده آن در پیش بینی شاخص S&P500 خطا را کاهش می‌دهد.

جدول ۴: تغییرات RMSE با تغییر تعداد نورون‌ها در پیش‌بینی دیتاست شاخص S&P500 با UMCSENT

Neurons	۱۰	۳۰	۵۰	۱۰۰	۱۵۰	۲۰۰
RMSE	۳۲۱/۱۵	۷۳/۲	۴۵/۲۰	۴۳/۱۷	۴۰/۲	۴۴/۰۴
MAPE	۵/۰۴	۱/۰۱	۰/۹۸	۰/۹۱	۰/۵۱	۰/۹۷
MAE	۲۹۹/۶	۶۰/۱	۳۱/۸۳	۳۰/۵	۲۵/۰۸	۳۴/۶
R	۰/۵۸	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۸



شکل۶. خطای پیش‌بینی شاخص S&P500 با ترکیب شاخص احساسات



شکل۷: پیش‌بینی شاخص S&P500 با استفاده از ویژگی احساسات مصرف کنندگان

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در بخش‌های قبل در مورد این‌که پیش‌بینی قیمت سهام، مورد علاقه معامله‌گران سهام، سرمایه‌گذاران فردی و مدیران پرتفوی است توضیح داده‌شد و بیان شد که، پیش‌بینی دقیق و ثابت قیمت سهام به دلیل رفتار نویزی و غیرخطی آن کار دشواری است. همچنین تشریح گردید عوامل متعددی وجود دارد که می‌تواند بر پیش‌بینی تأثیر بگذارد. در این میان انتخاب ویژگی نقشی اساسی در نتیجه‌ی پیش‌بینی دارد. از آنجا که احساسات مصرف کنندگان ارتباط مستقیمی با روند و قیمت سهام دارد؛ دخیل کردن شاخص احساسات کمک فراوانی به پیش‌بینی دقیق‌تر قیمت سهام می‌کند. همان‌طور که نتایج این تحقیق نشان دادند خطای پیش‌بینی شاخص S&P500 تحت تأثیر اندیکاتور UMCSENT کاهش می‌یابد.

در این تحقیق شاخص S&P500 را با روش‌های یادگیری عمیق پیش‌بینی شده و یکبار بدون استفاده از شاخص احساسات و بار دیگر با افزودن ویژگی UMCSENT مورد آزمایش قرار گرفته و میزان خطای آن‌ها مقایسه گردید. با دقت در نتایج به دست آمده در آزمایش‌های انجام شده در بخش‌های قبل، مشاهده می‌شود که خطای پیش‌بینی هنگام دخیل کردن احساسات مصرف کننده؛ کاهش نشان می‌دهد. همانطور که نتایج نشان می‌دهند ترکیب و استفاده از ویژگی احساسات نسبت به مدل اولیه پیشرفت قابل توجهی داشته به‌طوری‌که میزان خطای RMSE به اندازه‌ی ۳/۴۸ کاهش یافته‌است.

امروزه روش‌های جدید گوناگونی برای تحلیل احساسات مصرف کنندگان وجود دارد. از جمله می‌توان به تحلیل کامنت‌ها در شبکه‌های اجتماعی و استفاده از آن برای پیش‌بینی قیمت یک سهم خاص استفاده کرد. به عنوان پیشنهادی برای تحقیقات آینده، ترکیب ویژگی احساسات با مدل‌های زبانی پیشرفته مثل ChatGPT برای تفسیر اخبار و اطلاعات مربوط به مطبوعات به‌صورت آنلاین و ایجاد یک سیستم معامله‌گر می‌تواند تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری، دقت پیش‌بینی و عملکرد معاملات را بهبود بخشد.

منابع

Baker and J. Wurgler, "Investor sentiment in the stock market, "*Journal of economic perspectives,*" vol. 21, no. 2, pp. 129-151, 2007.

Gao, R. Wang, and E. Zhou, "Stock prediction based on optimized LSTM and GRU models," *Scientific Programming,*" vol. 2021, pp. 1-8, 2021.

Sohangir, D. Wang, A. Pomeranets, and T. M. Khoshgoftaar, "Big Data: Deep Learning for financial sentiment analysis," *Journal of Big Data,* vol. 5, no. 1, pp. 1-25, 2018.

Mohan, S. Mullapudi, S. Sammeta, P. Vijayvergia, and D. C. Anastasiu, "Stock price prediction using news sentiment analysis," in *2019 IEEE fifth international conference on big data computing service and applications (BigDataService)*, 2019: IEEE, pp. 205-208

F. Stambaugh, J. Yu, and Y. Yuan, "The short of it: Investor sentiment and anomalies,"*Journal of financial economics,*" vol. 104, no. 2, pp. 288-302, 2012..https://pipraz.com.

Rusiana, "Dynamic relationship between consumer confidence and federal funds interest rates: VECM and TVECM analyses," University of Georgia, Dec. 2023.

N. Bhandari, B. Rimal, N. R. Pokhrel, R. Rimal, K. R. Dahal, and R. K. Khatri, "Predicting stock market index using LSTM," *Machine Learning with Applications,* vol. 9, p. 100320, 2022.