فصلنامه علمي اقتصاد و بانكداري اسلامي، شماره پنجاه و ششم، پاييز ۱۴۰۵- صفحات ۴۹۳-۴۷۹

طراحی مدل پیش¬بینی مبادلات سهام با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی

نوع مقاله: پژوهشی

معصومه آقاپور علی شاهی[۱]
فرید عسکری[۲*]
یداله رجائی[۳]
عبدالرحیم هاشمی دیزج[٤]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۱/۱۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۲/۱۶

چکیده

بازارهای مالی، به دلیل ویژگی‌های ذاتی خود نظیر پیچیدگی، پویایی و وابستگی به عوامل مختلف اقتصادی و اجتماعی، نیازمند روش‌های تحلیلی پیشرفته برای درک روندها و پیش¬بینی رفتارهای آتی هستند. از این¬رو، این پژوهش با هدف ارائه الگویی برای پیش¬بینی مبادلات سهام با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و داده¬های شبکه¬های اجتماعی، با بهره‌گیری از روش‌های خطی لاسو و فرآیند غیرخطی گوسی، به طراحی پرداخت. در این مطالعه، اطلاعات متغیرهای کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی در بازه زمانی سال‌های ۱۳۹۶ الی ۱۴۰۲ درباره ۱۵ سهم پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این بررسی نشان داد ترکیب متغیرهای کلان اقتصادی شامل نرخ بهره، نرخ تورم، نرخ ارز، تولید ناخالص داخلی و داده¬های شبکه¬های اجتماعی، دقت پیش¬بینی مبادلات سهام را به‌طور معناداری بهبود می‌بخشند. همچنین مشخص شد قدرت روش‌های «یادگیری ماشین» جهت پیش¬بینی مبادلات سهام، بیشتر از روش خطی لاسو است.دانش‌افزایی این پژوهش علاوه بر طراحی مدل پیش¬بینی مبادلات سهام و ارزیابی قدرت روش‌های یادگیری ماشین، در حیطه غنای ادبیات این حوزه می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: مبادلات سهام، متغیرهای کلان اقتصادی، شبکه¬های اجتماعی، مدل¬های پیش¬بینی.
طبقه¬بندی JEL: G17, C53, C45

---

۱ گروه اقتصاد و مالی، واحد ابهر، دانشگاه آزاد اسلامی، ابهر، ایران
m.aghapouralishahi@gmail.com
۲گروه اقتصاد و مالی، واحد ابهر، دانشگاه آزاد اسلامی، ابهر، ایران (نویسنده مسئول)
4410247239@iau.ac.ir
۳ گروه اقتصاد و مالی، واحد زنجان، دانشگاه آزاد اسلامی، زنجان، ایران
dr.yadollah.rajaei@gmail.com
٤ گروه علوم اقتصادی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
a.hashemi@uma.ac.ir

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

مقدمه

بازارهای مالی بعنوان یکی از ارکان اصلی نظام اقتصادی، نقش بی¬بدیلی در تخصیص منابع، توزیع ریسک و ارتقای سطح کارایی اقتصادی ایفا می¬کنند. در این میان، بازار سهام به عنوان بازاری پویا و پیچیده بستری مناسب برای تحلیل رفتارهای اقتصادی و اجتماعی به شمار میآید. یکی از شاخص¬های کلیدی در حیطه بازارهای سهام، مبادلات آن است که بعنوان نمایهای از وضعیت سلامت بازار و اعتماد سرمایه¬گذاران شناخته می¬شود. پیش¬بینی دقیق مبادلات سهام نه تنها قادر به کاهش ریسک و بهبود تصمیم¬گیری سرمایه¬گذاران است، بلکه به شفافیت و کارایی بازار نیز منجر می¬شود. در این میان، از یک سو متغیرهای کلان اقتصادی نظیر نرخ بهره، نرخ تورم، تولید ناخالص داخلی و نرخ ارز به دلیل تأثیرات گسترده و پیچیده خود بر بازارهای مالی، از دیرباز مورد توجه تحلیل¬گران بوده است. این متغیرها نه تنها به‌عنوان نشانگرهایی برای سلامت اقتصادی یک کشور عمل می¬کنند، بلکه به‌طور مستقیم و غیرمستقیم بر تصمیم¬گیری‌های سرمایه¬گذاران اثر می‌گذارند. از سویی دیگر، نتایج پژوهشهای انجام شده طی سالهای اخیر نشان می¬دهد، شبکه¬های اجتماعی قادر است بر مبادلات سهام تاثیر بگذارد. نتایج بررسی بولن و همکاران[1] (۲۰۱۱) درخصوص احساسات کاربران توییتر مشخص نمود که تغییرات در حال و هوای عمومی می‌تواند شاخص¬های بازار را پیش¬بینی نماید. نمونه‌ای از تأثیر شبکه¬های اجتماعی «پدیده گیم استاپ[2]» است که در مطالعه ژلودیو و همکاران[3] (۲۰۱٤) به آن اشاره شده بود. بررسی این پژوهشگران نشان داد، هماهنگی کاربران «ردیت[4]» موجب افزایش ۲۰۰ برابری حجم مبادلات این سهم شده است. در این رویداد که سال ۲۰۲۱ به وقوع پیوست، گروهی از کاربران پلتفرم ردیت تصمیم به خرید انبوه سهام شرکت گیم استاپ گرفتند. این حرکت، به دلیل وجود فروش استقراضی قابل توجهی بود که بر روی سهام این شرکت، توسط صندوقهای پوشش ریسک[5] آغاز شد. هدف کاربران ردیت ایجاد یک فشار فروش استقراضی[6] بود که در نتیجه آن سرمایه¬گذاران مجبور شوند برای بازپس‌گیری سهام استقراضی خود، سهام بیشتری خریداری نمایند. این استراتژی بی¬سابقه نقطه عطفی در بازارهای مالی به شمار میرود؛ زیرا نشان داد شبکه¬های اجتماعی چگونه می‌توانند رفتار بازار را تحت تأثیر قرار دهند. در این رویداد، قیمت سهم از حدود ۱۷ دلار در ابتدای ژانویه ۲۰۲۱ به بیش از ۳٤۷ دلار در پایان همان ماه در سال ۲۰۲۱ رسید و حجم مبادلات روزانه تا دویست برابر میانگین روزانه افزایش یافت. بنابراین، ترکیب داده¬های ساختاریافته، همانند شاخص¬های کلان اقتصادی و غیرساختاریافته همچون داده¬های شبکه¬های اجتماعی، به دلیل ماهیت متفاوت آن‌ها میتواند چالش‌برانگیز باشد.

علیرغم چالش¬های پیش روی، این تحول، میتواند فرصت بینظیری برای پیش¬بینی مبادلات سهام از طریق ادغام متغیرهای کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی را فراهم آورد. در راستای رسیدن به این مهم، شاخهای از علوم کامپیوتر و آمار که به طراحی الگوریتم

1 Bollen et al
2 GameStop
3 Zheludev et al
4 Reddit
5.Hedge Funds
6 Short Squeeze

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

می¬پردازد با عنوان «ماشین یادگیری[1]» وجود دارد که بسیار کمک کننده است. این شاخه از علم، روشهای پیشرفتهای را با خود به همراه دارد. همانند روشهای رگرسیون خطی لاسو[2] و فرآیند گوسی[3] که در مسائل پیش¬بینی و مدلسازی کاربردی استفاده می¬شود. پژوهش یو و همکاران[4] (۲۰۱۳) نشان داد، ترکیب مدل¬های یادگیری عمیق نظیر شبکه¬های حافظه بلندمدت[5] و شبکه¬های عصبی پیچشی[6]، میتواند دقت پیش بینی بازار سهام را به میزان قابل توجهی افزایش دهد. علاوه بر این، بررسی ژنگ و همکاران[7] (۲۰۱۱) نشان داد، داده¬های اقتصادی معمولاً با تأخیر زمانی منتشر می‌شوند، درحالیکه داده¬های شبکه¬های اجتماعی به‌صورت لحظه‌ای تولید می‌شوند. به همین دلیل، استفاده از مدل¬های پیشرفته برای پوشش این چالش ضروری است. باتوجه به ادبیات مطرح شده، این پژوهش به دنبال پاسخ به این سوال است که الگوی مناسب برای پیش¬بینی مبادلات سهام با رویکرد متغیرهای کلان اقتصادی و شبکه های اجتماعی چیست؟

۱. مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

۱-۱. متغیرهای کلان اقتصادی و تاثیر آن بر مبادلات بازار سهام

عوامل کلان اقتصادی مانند نرخ بهره، نرخ ارز، نرخ تورم و تولید ناخالص داخلی، تاثیر مستقیمی بر رفتار سرمایه¬گذاران و الگوهای معاملاتی دارند. مطالعات فاما[8] (۱۹۷۰) نشان داد، افزایش نرخ بهره به کاهش نقدینگی در بازارهای سهام منجر می¬شود. این شاخص اقتصادی نه تنها بر هزینه فرصت سرمایه¬گذاری تأثیر می‌گذارد، بلکه از طریق تغییرات در رفتار سرمایه¬گذاران و نهادهای مالی می‌تواند ارزش و مبادلات سهام را نیز تحت تأثیر قرار دهد (مشکین[9]، ۲۰۱۹). بر اساس نظریه جریان نقد تنزیل شده[10]، نرخ بهره به عنوان یک عامل کلیدی در تعیین ارزش فعلی سهام و مبادلات آن نقش قابل توجهی دارد. با افزایش نرخ بهره، نرخ تنزیل نیز افزایش می‌یابد که این امر منجر به کاهش ارزش فعلی جریان‌های نقدی آتی شرکت‌ها می¬شود. بنابراین، افزایش نرخ بهره معمولاً باعث کاهش ارزش مبادلات و کاهش مبادلات سهام است (داموداران[11]، ۲۰۲۰). پژوهش‌های انجام‌شده در بازار سهام ایالات متحده نشان داد، افزایش نرخ بهره فدرال رزرو، منجر به کاهش شاخص¬های بازار و حجم مبادلات سهام می¬شود (برنانک[12] و کاتنر[13]، ۲۰۰۵). ازاین¬رو، تغییرات نرخ بهره به عنوان یکی از ابزارهای سیاست پولی، تأثیرات گسترده‌ای بر بازار سهام دارد. نتایج

1.Machine Learning
2 LASOO
3 Gaussian Process
4 Yu et al
5 Long Short-Term Memory (LSTM)
6 Convolutional Neural Networks (CNN)
7 Zhang et al
8 Fama
9 Mishkin
10 Discounted Cash Flow Theory
11 Damodaran
12 Bernanke
13 Kuttner

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

پژوهش‌های فوق نشان می¬دهد که افزایش نرخ بهره معمولاً با کاهش ارزش و کاهش مبادلات سهام همراه است.

نرخ تورم یکی دیگر از متغیرهای اقتصاد کلان است که قادر است بر تصمیم¬گیری سرمایه¬گذاران اثرگذار باشد. نرخ تورم از طریق عواملی همچون تغییرات در نرخ بازده واقعی، هزینه¬های تولید و انتظارات سرمایه¬گذاران، باعث تغییر در ارزش و مبادلات سهام می¬شود (فاما، ۱۹۷۰). دیگر متغیر اثرگذار در میان مولفه¬های اقتصاد کلان، تولید ناخالص داخلی است. تولید ناخالص داخلی تأثیر عمیقی بر فعالیت‌های اقتصادی و بازارهای مالی دارد. تغییرات در این شاخص می‌تواند بر رفتار سرمایه¬گذاران، ارزش‌گذاری سهام و مبادلات بازار سهام اثرگذار باشد (مانکیو[1]، ۲۰۲۰). براساس نظریه رشد اقتصادی، افزایش تولید ناخالص داخلی نشان‌دهنده رشد اقتصادی است که معمولاً منجر به بهبود عملکرد شرکت‌ها، افزایش سودآوری و در نتیجه افزایش قیمت سهام می¬شود. از سوی دیگر، کاهش تولید ناخالص داخلی اغلب با رکود اقتصادی همراه است که باعث کاهش مبادلات سهام و کاهش قیمت آن می¬شود (رومر[2]، ۲۰۱۹). همچنین براساس نظریه چرخه‌های تجاری، تغییرات در تولید ناخالص داخلی منجر به نوسانات قیمتی و حجم مبادلات بازار سهام است و منجر به افزایش اعتماد سرمایه¬گذاران و افزایش فعالیتهای تجاری میگردد. بالعکس در دورههای رکود، کاهش تولید ناخالص داخلی باعث افزایش فروش و کاهش مبادلات سهام می¬شود (لوکاس[3]، 1977).

پژوهش چن و همکاران[4] (۲۰۱۲) که با تحلیل داده¬های جهانی انجام پذیرفت نشان داد، نوسانات نرخ ارز می‌تواند رفتار سرمایه¬گذاران خارجی را به‌شدت تحت تأثیر قرار دهد، این تغییرات به‌ویژه در بازارهای نوظهور که نرخ ارز بی‌ثبات‌تر است، بیشتر مشاهده می¬شود. تغییرات و نوسانات نرخ ارز، از طریق تأثیرگذاری بر درآمد صادراتی شرکت‌ها، هزینه¬های وارداتی و انتظارات سرمایه¬گذاران، قادر است مبادلات سهام را تحت تاثیر قرار دهد (مادورا[5]، ۲۰۲۱). براساس نظریه ترجیحات سرمایه¬گذاران، نوسانات نرخ ارز می‌تواند سطح ریسک و بازده مورد انتظار سرمایه¬گذاران را تغییر دهد. افزایش نوسانات نرخ ارز معمولاً با افزایش عدم اطمینان در بازار همراه است که ممکن است موجب کاهش ارزش مبادلات سهام میگردد (آدلر[6] و دوماس[7]، ۱۹۸٤). این نظریه بیان می¬کند، تغییرات نرخ ارز می‌تواند مزیت رقابتی شرکت‌ها در بازارهای بین‌المللی را تغییر دهد. به عنوان مثال، افزایش ارزش پول ملی، ممکن است درآمد صادراتی شرکت‌ها را کاهش دهد و بر سودآوری آن‌ها تأثیر منفی بگذارد. این موضوع می‌تواند منجر به کاهش ارزش سهام شرکت‌ها و کاهش مبادلات سهام گردد (شاپیرو[8]، ۲۰۲۰)

1 Mankiw
2 Romer
3 Lucas
4 Chen et al
5 Madura
6 Adler
7 Dumas
8 Shapiro

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

۲-۱. شبکه های اجتماعی و تاثیر آن بر مبادلات بازار سهام

در سال‌های اخیر، تحلیل محتوای شبکه¬های اجتماعی به عنوان یک ابزار جدید و مؤثر در پیش¬بینی روندهای بازار سهام مطرح شده است. شبکه¬های اجتماعی به دلیل گستردگی و دسترسی آسان، به منابع عظیمی از اطلاعات و احساسات عمومی تبدیل شده‌اند که می‌توانند تأثیرات زیادی بر رفتار بازار سهام داشته باشند (بولن[1]و همکاران، ۲۰۱۱). بر اساس نظریه رفتار سرمایه¬گذاران، تصمیمات خرید و فروش سرمایه¬گذاران تحت تأثیر احساسات و هیجانات بازار است. احساسات منفی در شبکه¬های اجتماعی می‌تواند موجب وحشت و فروش سهام و احساسات مثبت موجب خرید سهام شود. این تغییرات احساساتی می‌توانند به نوسانات کوتاه‌مدت در قیمت‌های سهام منجر شود (شیلر[2]، ۲۰۰۰). نتایج برخی تحقیقات نشان می¬دهد، تغییر احساسات جمعی می‌تواند به طور قابل توجهی نوسانات بازار را پیش¬بینی کند و به تحلیل¬گران امکان می¬دهد تا روندهای بازار را پیش¬بینی کنند (تتلاک[3]، ۲۰۰۷). داده¬های غیررسمی مانند محتوای شبکه¬های اجتماعی، به عنوان یک منبع اطلاعاتی جدید، می‌توانند به پیش¬بینی‌کنندگان بازار سهام کمک کنند. در این زمینه، تحلیل احساسات کاربران شبکه¬های اجتماعی و تعاملات آن‌ها می‌تواند به شناسایی روندهای قیمتی یا نوسات مبادلات کمک کند (چن[4] و همکاران، ۲۰۱٤). تحقیقاتی که در بازار سهام ایالات متحده انجام شد، نشان داد که احساسات مثبت در توییتر و دیگر شبکه¬های اجتماعی می‌تواند به افزایش قیمت سهام منجر شود (بولن و همکاران، ۲۰۱۱) همچنین، مطالعاتی که در بازارهای جهانی صورت گرفته نشان می¬دهد، حجم تعاملات و گفتگوهای آنلاین می‌تواند پیش¬بینی‌کننده تغییرات قیمت‌ها و مبادلات سهام در کوتاه‌مدت باشد (دوان[5] و همکاران، ۲۰۱۹). در زمان‌هایی که احساسات عمومی منفی است، سرمایه¬گذاران ممکن است به طور ناخودآگاه به فروش سهام بپردازند، این امر می‌تواند باعث کاهش قیمت‌ها شود. برعکس، احساسات مثبت می‌تواند منجر به خرید بیشتر سهام و افزایش قیمت‌ها و مبادلات سهام گردد (لیو[6] و همکاران، ۲۰۱۸). حجم تعاملات و سرعت انتشار اخبار در شبکه¬های اجتماعی می‌تواند بر روند مبادلات سهام در بازار تأثیرگذار باشد. در مواردی که حجم تعاملات به‌طور ناگهانی افزایش می‌یابد، این تغییر نشان از جابجاییهای عمده در نگرش عمومی دارد و می‌تواند به عنوان یک شاخص برای پیش¬بینی روندهای بازار در نظر گرفته شود (ژنگ[7] و همکاران، ۲۰۱۱). تحلیل محتوای شبکه¬های اجتماعی به عنوان یک ابزار نوین، پتانسیل بالایی در پیش¬بینی روندهای کوتاه‌مدت بازار سهام دارد. با استفاده از اطلاعات به‌دست‌آمده از احساسات کاربران و حجم تعاملات، می‌توان سیگنال‌هایی برای پیش¬بینی تغییرات مبادلات سهام شناسایی کرد.

1 Bollen
2 Shiller
3 Tetlock
4 Chen
5 Duan
6 Liu
7 Zhang

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

۳-۱. ترکیب داده¬های اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی

پیش¬بینی دقیق روند بازار سهام، یکی از مهم‌ترین چالش¬های سرمایه¬گذاران و تحلیل¬گران به شمار میرود. لذا استفاده از داده¬های کلان اقتصادی و اطلاعات موجود در شبکه¬های اجتماعی به عنوان منابع رسمی و غیررسمی برای پیش¬بینی تحولات بازار در این بررسی مورد توجه قرار گرفته است. ترکیب این دو منبع ممکن است به بهبود دقت پیش¬بینی‌های مبادلات بازار سهام کمک کند، زیرا داده¬های کلان اقتصادی در گذشته رخ داده است و به‌طور سنتی شاخص¬هایی از وضعیت کلی اقتصاد و روندهای بلندمدت هستند، در حالی که داده¬های شبکه¬های اجتماعی در حال حاضر است و می‌توانند اطلاعات به‌روز و احساسات کوتاه‌مدت سرمایه¬گذاران را در همین لحظه نشان دهند (ژنگ و همکاران، ۲۰۱۸).

از یک سو در بازارهای نوظهور مانند ایران، استفاده از ترکیب داده¬های کلان اقتصادی و داده¬های شبکه¬های اجتماعی در پیش¬بینی مبادلات بازار میتواند دقت پیش¬بینی نوسات بازار را افزایش دهد. از سویی دیگر، بحران‌های اقتصادی به‌عنوان دوره‌های پرتلاطم و ناپایدار اقتصادی، معمولاً نوسانات شدید در بازارهای مالی ایجاد می¬کنند. در چنین شرایطی، پیش¬بینی روند بازار سهام یکی از چالش¬های اساسی تحلیل¬گران مالی و سرمایه¬گذاران به شمار میرود. داده¬های کلان اقتصادی که به‌طور سنتی برای تحلیل بازار سهام مورد استفاده قرار می‌گیرند، در زمان بحران‌های اقتصادی ممکن است کارایی کمتری داشته باشند، زیرا رفتار بازار تحت تأثیر عوامل روان‌شناسی و احساسات عمومی قرار می¬گیرد که در مدل¬های اقتصادی معمولی به‌راحتی قابل‌پیش¬بینی نیستند. در این مواقع، داده¬های شبکه¬های اجتماعی به‌عنوان یک منبع سریع و قابل‌اطمینان از احساسات جمعی و اخبار فوری می‌توانند نقش مهم‌تری در پیش¬بینی روندهای بازار ایفا کنند (بولن و همکاران، ۲۰۱۱). داده¬های شبکه¬های اجتماعی با ارائه اطلاعات در زمان واقعی میتوانند داده¬های اقتصادی را تکمیل کنند. برای مثال، نظرات کاربران درباره قیمت کالاها و خدمات می‌تواند به پیش¬بینی تورم کمک نماید (بولن و همکاران، ۲۰۱۱).

٤-۱. چالش¬های ترکیب داده¬ها

داده¬های کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی به دلیل تفاوت در ماهیت و فرکانس زمانی، به ترکیب و تحلیلهای پیچیده‌ای نیاز دارند. داده¬های کلان اقتصادی معمولاً با تأخیر منتشر می‌شوند، در حالی که داده¬های شبکه¬های اجتماعی به‌صورت لحظه‌ای تولید می‌شوند (ژنگ و همکاران، ۲۰۱۱). ترکیب داده¬های اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی، علی‌رغم پتانسیل بالا برای بهبود تحلیل‌ها و پیش¬بینی‌های اقتصادی، با چالش¬های متعددی مواجه است. به عنوان نمونه، داده¬های شبکه¬های اجتماعی اغلب شامل اطلاعات نادرست یا گمراه‌کننده هستند که می‌توانند به تحلیل‌های نادرست منجر شوند. محتوای منتشرشده در این شبکه‌ها ممکن است بازتاب‌دهنده نظر اقلیت باشد و تصویری غیرواقعی از جامعه ارائه دهد (گایو[1] و آولو[2]، ۲۰۱۲). داده¬های شبکه¬های اجتماعی از نظر فرمت، زبان و نوع محتوا بسیار متنوع هستند

1 Gayo
2 Avello

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

(متن، تصویر، ویدئو و غیره)، این تنوع فرآیند مسیر جمع‌آوری، پردازش و ارزیابی آنها را پیچیده‌تر می‌کند (چن و همکاران، ۲۰۱۲). کاربران شبکه‌های اجتماعی لزوماً نماینده جمعیت کل جامعه نیستند. برای مثال، برخی گروه‌های سنتی یا طبقات اقتصادی ممکن است کمتر در این شبکه‌ها حضور داشته باشند، که همین مولفه می‌تواند به سوگیری داده‌ها منجر شود (اولتنا[1]، ۲۰۱۹)

تحلیل احساسات داده‌های شبکه‌های اجتماعی با چالش‌هایی مانند چندمعنایی کلمات، کنایه‌ها و زبان غیررسمی مواجه است. این مسائل می‌تواند دقت مدل‌های تحلیل احساسات را کاهش دهد (پنگ[2] و لی[3]، ۲۰۰۸). داده‌های اقتصادی معمولاً در بازه‌های زمانی مشخص (ماهانه یا سالانه) منتشر می‌شوند، در حالی که داده‌های شبکه‌های اجتماعی به‌صورت آنی تولید می‌شوند. این اختلاف زمانی می‌تواند ترکیب این داده‌ها را دشوار کند (لیو و همکاران[4]، ۲۰۲۰). اطلاعات نادرست یا شایعات منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی می‌توانند تأثیر قابل‌توجهی بر رفتار اقتصادی و تحلیل داده‌ها داشته باشند. تشخیص و حذف این اطلاعات یکی دیگر از چالش‌های این مسیر است.

استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی برای تحلیل‌های اقتصادی می‌تواند مسائل مربوط به حریم خصوصی کاربران را ایجاد کند. این چالش به‌ویژه در کشورهایی با قوانین سخت‌گیرانه حریم خصوصی، بیشتر محسوس است. جمع‌آوری و استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی نیازمند رعایت حقوق مالکیت داده‌ها و قوانین مرتبط است. برخی پلتفرم‌ها محدودیت‌هایی برای دسترسی به داده‌های خود اعمال می‌کنند که می‌تواند مانع از انجام پژوهش شود (زیمر[5]، ۲۰۱۰). داده‌های شبکه‌های اجتماعی معمولاً غیررسمی و غیرقابل‌اعتمادتر از داده‌های اقتصادی رسمی هستند. استفاده از این داده‌ها در سیاست‌گذاری‌های اقتصادی می‌تواند به تصمیمات اشتباه منجر شود (گنزالز[6]،۲۰۱۳)

در راستای رسیدن به اهداف مطرح شده و با در نظر گرفتن ادبیات پژوهش، سوالات ذیل مطرح
می‌شود.

۱. آیا مدل خطی لاسو قادر است متغیرهای کلان اقتصادی و شبکه‌های اجتماعی را به طور معناداری برای پیش‌بینی مبادلات سهام شناسایی کند؟
۲. آیا فرآیند غیرخطی گوسی دقت بالاتری در پیش‌بینی مبادلات سهام نسبت به مدل خطی لاسو ارایه می‌دهد؟
۳. آیا ترکیب متغیرهای کلان اقتصادی و شبکه‌های اجتماعی در مدل غیرخطی گوسی نتایج پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به استفاده صرف از داده‌های کلان اقتصادی در مدل خطی لاسو ارائه می‌دهد؟

1 Olteanu et al
2 Pang
3 Lee
4 Liu et al
5 Zimmer
6 Gonzalez

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

۲. روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش، از نظر هدف، کاربردی و در دسته پژوهشهای کتابخانه‌ای طبقه¬بندی می¬شود. نوع این پژوهش توصیفی بوده و جز تحقیقات پسرویدادی محسوب می¬شود، زیرا از داده¬های تاریخی برای بررسی و پیش¬بینی استفاده می‌نماید. این پژوهش از رویکرد کمی استفاده نموده و با ترکیب روشهای یادگیری ماشین برای تحلیل داده¬ها و پیش¬بینی دقیق‌تر رفتار بازار سهام به بررسی پرداخته است. در این پژوهش، داده¬های مرتبط به متغیرهای کلان اقتصادی شامل نرخ بهره، نرخ تورم، نرخ ارز، تولید ناخالص داخلی؛ از گزارشهای بانک مرکزی، داده¬های سامانه نیما و بازار آزاد و گزارش مرکز آمار ایران و سازمان برنامه و بودجه استخراج شده است. داده¬های اجتماعی از طریق پلتفرم سهامیاب و با کمک شاخص تعاملات[1] و شاخص بیز[2] اندازهگیری شد. در این مطالعه از روش خطی لاسو، الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی و فرآیند گوسی برای پیش¬بینی استفاده شده است.

۱-۲. روش‌های اندازه‌گیری

۱-۲-۱. شاخص بیز

همانگونه که اشاره شد، دادهای شبکه¬های اجتماعی با استفاده از شاخص تعاملات و شاخص بیز اندازهگیری می¬شود. برای اندازهگیری این شاخص، تعداد پست ها و نظرات مرتبط با یک سهم که نشانگر سطح توجه عمومی به آن است، در نظر گرفته می¬شود. روش محاسبه چنین است: هر سهم در یک سال بررسی می¬شود و تعداد پستهای امروز و ۷ روز گذشته آن در نظر گرفته می¬شود با تقسیم این دو بر یکدیگر، شاخص حاصل میگردد.

$$Buzz\ Index = \frac{Number\ Of\ Post\ Today}{Number\ Of\ Post\ (Post\ n\ Day)}$$

آنچه در شاخص بیز اهمیت داد، تعداد کل پست ها یا نظرات مربوط به یک سهم خاص یا تعداد دفعات ذکر نام سهم در شبکه های اجتماعی است.

۱-۲-۲. شاخص تعاملات

برای سنجش تعاملات کاربران از تاثیرگذاری آنها استفاده می¬شود. به عنوان مثال تعاملات کاربران همچون لایک، کامنت و بانشر نشان دهنده میزان مشارکت و تعامل آنها با سهام مرتبط است. در این زمینه هر یک از فعالیتهای بالا چنین تعبیر می¬شود:

لایک: نشان دهنده تایید ساده و تاثیر کمی در پیش بینی رفتار بازار دارند.

کامنت: نشان دهنده تعامل عمیق تر هستند و معمولا حاوی اطلاعات بیشتری هستند. مانند دلایل خرید و فروش سهام.

بازنشر: نشان دهنده تاثیر گسترده یک پست است و معمولا بیشترین وزن را دارد. زیرا تاثیر زیادی بر دیدگاه عموم دارد.

بنابراین لایک امتیاز ۱، کامنت امتیاز ۲ و بازنشر امتیاز ۳ دریافت می¬کند.

---

1 Engagement Index

2 Buzz Index

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

$$Engagement\ Index = (like \times 1) + (Comments \times 2) + (Shares \times 3)$$

بعنوان نمونه اگر یک پست ۲۰۰ لایک، ۵۰ کامنت و ۳۰ بازنشر دارد. محاسبه شاخص تعامل چنین محاسبه می شود.

$$Engagement\ Index = (200 \times 1) + (50 \times 2) + (30 \times 3) = 390$$

۲-۲. روشهای ارزیابی

۱-۲-۲. مدل خطی لاسو[1]

این مدل در پاسخ به مشکلات رایج در رگرسیون خطی کلاسیک همانند همخطی و ابعاد بالای داده¬ها طراحی شده است. ایده اصلی مدل لاسو، افزودن یک جریمه L به تابع هزینه رگرسیون بود که علاوه بر کاهش پیچیدگی مدل به انتخاب ویژگیها نیز کمک مینمود.

$$\beta = arg\ arg\ (\sum_{i=1}^{n} (M_i - X_i\beta)^2 + \sum_{j=1}^{p} |\beta_j|)$$

در این رابطه:

M_i: مقدار پیش¬بینی شده مبادله سهام برای مشاهده i است.

X_i: بردار ویژگیهای کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی برای مشاهده i است.

β_j: ضرایب مدل است.

: پارامتر تنظیمی که پیچیدگی مدل را کنترل می¬کند.

P: تعداد ویژگیها است.

۲-۲-۲. الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی[2]

ماشین بردار پشتیبانی که از آن برای طبقه¬بندی و رگرسیون استفاده می¬شود. مبنای کار این الگوریتم، دسته¬بندی خطی داده¬ها است و در تقسیم خطی داده¬ها سعی می¬کند، ابر صفحهای که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد انتخاب نماید. هدف در این الگوریتم پیدا کردن خطی بهینه برای دادها به وسیله روشهای برنامه سازی غیرخطی است که در حل مسائل محدودیت دار هستند، صورت می¬گیرد.

$$f(x) = b + (w, x)$$

در این رابطه:

$f(x)$: پیش¬بینی مبادلات سهام است.

x: بردار ویژگیها (مجموعه داده¬های کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی) است.

w: ضرایب مدل است.

این الگوریتم برای افزایش دقت پیش¬بینی استفاده می¬شود و قادر است روابط پیچیده¬تر میان ویژگیها و مبادلات سهام را شبیه¬سازی نماید.

1 Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO)

2 Support Vector Machine (SVM)

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

۳-۲-۲. فرآیند گوسی[1]

این مدل به دلیل انعطاف‌پذیری بالا در شبیه¬سازی روابط پیچیده میان متغیرها و پیش¬بینی دقیق‌تر در شرایط داده¬های پراکنده و با نویز زیاد، مورد توجه قرار گرفته است. در پیش¬بینی‌های مالی، فرآیند گوسی می‌تواند روندهای غیرخطی در داده¬های بازار سهام را شبیه¬سازی کند.

$$f(X, y, *X) \sim N(\mu *, \sum \quad *)$$

در این رابطه:
X: مجموعه داده¬های ورودی (ویژگیهای کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی) است.
y: مقادیر واقعی مبادلات سهام است.
$X*$: داده¬های جدید که قرار است پیش¬بینی شوند.
$\mu*$: میانگین پیش¬بینی است.
$\sum *$: ماتریس کوواریانس پیش¬بینی است.

در این مطالعه، مدل لاسو با استفاده از کتابخانه سایکیت لرن[2] انجام شد و در اجرای فرآیند گوسی از کتابخانه جی پی[3] استفاده گردید. در نهایت برای پردازش داده¬های متنی و تحلیل احساسات از ان ال تی کی[4] و اسپیسی[5] که ابزار پیشرفته پردازش زبان طبیعی برای درک متن است، بکار برده شد.

$$Final\ f = LASSO\alpha f + SAV\beta f + GPR\gamma f$$

در این رابطه:
$LASSOf$: پیش¬بینی حاصل از رگرسیون خطی لاسو است.
$SAVf$: پیش¬بینی حاصل از الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی است.
$GPRf$: پیش¬بینی حاصل از فرآیند گوسی است.
α, β, γ: ضرایب ترکیب مدل است.

$$R_t = \backslash frac\{P_t - P_\{t-1\}\}\{P_\{t-1\}\}$$

۳. یافته¬های پژوهش

۳-۱. آمار توصیفی

متغیرهای این پژوهش شامل ۱۰۵ سال- شرکت است ($105 = 15 \times 7$). همانطور که جدول شماره ۱ نشان می¬دهد، انحراف معیار زیادی در داده ها مشاهده می شود. به منظور اجرای صحیح روشهای ارزیابی، داده¬ها نیاز به استاندارد سازی است.

1 Gaussian Process Regression (GPR)
2 Scikit-learn
3 Gpy
4 NLTK
5 Spacy

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

جدول ۱: آمار توصیفی متغیرهای پژوهش

متغیر	میانگین	میانه	حداکثر	حداقل	انحراف معیار
حجم مبادلات سهام	153552380	12900000	382000000	73000000	103537616
نرخ بهره	105	57/18	23	18	26/2
نرخ تورم	5/37	2/41	47.1	9.6	12.54
نرخ ارز	42/224571	250000	420000	42000	127119.17
تولید ناخالص داخلی	153552380	156500000	352000000	9300000	104238312
شاخص بیز	0.85/0	0.071	413/1	0.562-	0.157
شاخص تعاملات	066/0	068/0	625/0	285/1-	171/0

منبع: یافته های پژوهش

۲-۳. مدل¬های ارزیابی

داده¬ها در نرمافزار پایتون، استانداردسازی شد. سپس داده¬ها به دو گروه آموزشی و آزمایشی تقسیم بندی شد. گروه آموزشی سالهای ۱۳۹٦ الی ۱٤۰۰ بود و گروه آزمایشی سالهای ۱٤۰۱ الی ۱٤۰۲ را شامل میشد. پس از این مرحله، مدل لاسو اجرا شد و نتایج زیر بدست آمد.

جدول ۲: وزن ضرایب مولفه های اقتصاد کلان و شبکه های اجتماعی

نرخ بهره	نرخ تورم	نرخ ارز	تولید ناخالص داخلی	شاخص تعاملات	شاخص بیز
702/1-	519/4-	778/2	833/9	135/1-	765/8-
خطای مربعات میانگین		0047/0			
R^2		632/0			

منبع: یافته های پژوهش

مقدار میانگین مربعات خطا بسیار کوچک است لذا تفاوت پیش¬بینی مدل و مقادیر واقعی در حد کم است. همچنین مقدار R^2 نشان دهنده میزان تطابق مدل با داده¬ها است. از این¬رو، مدل میتواند ٦۳ درصد از تغییرات موجود در داده¬ها را توضیح دهد.

جدول ۳: نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی

SVM R^2	621/0
خطای مربعات میانگین	0054/0

منبع: یافته های پژوهش

جدول ٤: نتایج حاصل از اجرای فرآیند گوسی

SVM R^2	641/0
خطای مربعات میانگین	0033/0

منبع: یافته های پژوهش

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

وزن منفی متغیر نرخ بهره (۱/۷۰۲-) نشان می¬دهد، افزایش نرخ بهره با کاهش حجم مبادلات ارتباط مثبت دارد. در دنیای اقتصاد، نرخ بهره معمولا بر بازار سرمایه تاثیر میگذارد و هنگامی که نرخ بهره افزایش مییابد، هزینه¬های استقراض بالاتر میرود و در نتیجه منجر به کاهش حجم مبادلات می¬شود.
نتایج بدست آمده نشان می¬دهد، نرخ تورم دارای وزن منفی (٤/٥١٩-) است لذا افزایش نرخ تورم به طور منفی بر حجم مبادلات سهام تاثیر میگذارد. متغیر نرخ ارز نیز با وزن (۲/۷۷۸) گویای تاثیر مثبت آن بر مبادلات سهام است. بیشترین تاثیر گذاری در این مدل از سوی تولید ناخالص داخلی است، این متغیر با ضریب (۹/۸۳۳) نشان می¬دهد رشد تولید ناخالص داخلی با افزایش اعتماد سرمایه گذاران همراه بوده است زیرا منجر به افزایش حجم مبادلات سهام گردیده. همچنین وزن منفی شاخص تعاملات (۱/۱۳٥-) نشان می¬دهد، تعاملات بیشتر در شبکه¬های اجتماعی اثر منفی بر مبادلات سهام داشته است و منجر به ایجاد هیجانات کاذب یا رفتارهای ناپایدار در سهام شده است. سرانجام شاخص بیز نشان داد، سرمایه¬گذاران در شبکه¬های اجتماعی نسبت به سهام خود بی‌اعتماد شده‌اند و کمتر به مبادلات سهام پرداخته‌اند.

٤. بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف طراحی مدل پیش¬بینی مبادلات سهام با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی و داده¬های شبکه¬های اجتماعی به بررسی پرداخت. با توجه به پیچیدگی‌های موجود در پیش¬بینی مبادلات بازار سهام و تأثیرات مختلف مولفه¬های ذکر شده است. یافته¬های بدست آمده برای پاسخ به سوال اول نشان داد، متغیرهای کلان اقتصادی و شاخص¬های شبکه¬های اجتماعی به‌طور معناداری قادر است به پیش¬بینی مبادلات سهام بپردازد. در واقع مدل رگرسیونی لاسو از طریق اعمال جریمه برای ضرایب مدل، توانست تنها متغیرهای کلیدی را که به‌طور مستقیم با پیش¬بینی مبادلات بازار سهام ارتباط دارند شناسایی کند و از پیچیدگی‌های اضافی جلوگیری نماید. به طور اخص متغیرهایی کلان اقتصادی همچون نرخ تورم، نرخ ارز، تولید ناخالص داخلی و نرخ بهره که به‌طور سنتی به‌عنوان عوامل اصلی تأثیرگذار بر بازار سهام شناخته می‌شوند، در این مدل از اجزای بسیار اثرگذار شناخته شدند. افزون بر این، مولفه شبکه¬های اجتماعی شامل شاخص تعاملات و شاخص بیز به‌طور معناداری در پیش¬بینی مبادلات سهام تاثیر دارند. یافته¬های حاصل در این بخش با نتایج پژوهش ژنگ و همکاران (۲۰۱۸) و دامودارن (۲۰۲۰) همراستا است.
از دیگر سوالات مطروحه در این پژوهش، مقایسه دقت پیش¬بینی مدل¬های مختلف بود. مدل¬های یادگیری ماشین، به‌ویژه فرآیند گوسی، توانست نسبت به مدل خطی لاسو، دقت بالاتری در پیش¬بینی مبادلات سهام ارائه نماید. این موضوع تایید می¬کند که روابط غیرخطی پیچیده موجود در داده¬های اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی بهتر توسط مدل¬های پیشرفته‌تر شبیه¬سازی می¬شود. در حقیقت، قدرت مدل¬های غیرخطی مانند فرآیند گوسی، که قادر به شبیه¬سازی روابط پیچیده میان متغیرها هستند، در پیش¬بینی‌های مالی بسیار برجسته است. فرآیند گوسی، به‌ویژه در شرایطی که داده¬ها روابط پیچیده و غیرخطی دارند، توانست پیش¬بینی‌های به‌مراتب دقیق¬تری ارائه نماید. این فرآیند با استفاده از کرنل‌های مختلف و در نظر گرفتن وابستگی‌های پیچیده میان متغیرهای ورودی و خروجی، به‌خوبی تغییرات بازار سهام را شبیه¬سازی نمود و در عین حال، این فرآیند با قابلیت مدل‌سازی عدم قطعیت و در

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

نظر گرفتن توزیع‌های احتمال مختلف، توانست نتایج دقیقی حتی در مواجهه با داده¬های پراکنده و پیچیده ارائه دهد.

آخرین یافته¬های این پژوهش نشان داد، ترکیب متغیرهای کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی در مدل فرآیند گوسی، نتایج پیش¬بینی دقیق¬تری نسبت به استفاده صرف از داده¬های اقتصادی در مدل لاسو ارائه می¬دهد. به‌طور خاص، داده¬های شبکه¬های اجتماعی می‌تواند عواملی مانند تغییرات احساسات عمومی و روندهای اجتماعی را که تأثیرات مستقیمی بر بازار سهام دارند را مدل‌سازی کنند. لازم به ذکر است، داده¬های شبکه¬های اجتماعی به دلیل امکان دسترسی به احساسات و نظرات عمومی به صورت لحظه‌ای، می‌توانند به عنوان یک منبع پیش¬بینی قدرتمند در کنار داده¬های کلان اقتصادی عمل کنند، اما در کنار مزایای استفاده از داده¬های شبکه¬های اجتماعی، چالش¬هایی نیز وجود دارد. بزرگترین چالش در این زمینه صحت و دقت اطلاعات منتشر شده در شبکه¬های اجتماعی است که ممکن است گمراه کننده و غیرقابل اعتماد باشد و محتوای اشتباهی منتشر نمایند. نتایج این مطالعه به‌وضوح نشان داد، انتخاب مدل مناسب برای پیش¬بینی رفتار بازار سهام بسته به ماهیت داده¬ها و روابط میان متغیرها می‌تواند تأثیر قابل‌توجهی بر دقت پیش¬بینی داشته باشد. از یک سو، مدل رگرسیونی لاسو با استفاده از ویژگی‌های کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی به‌خوبی توانست روابط ساده‌تر و خطی میان این متغیرها را شبیه¬سازی کرده و پیش¬بینی‌هایی قابل‌اعتماد ارائه دهد. از سوی دیگر، فرآیند گوسی به دلیل توانایی‌های خود در مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی، توانست دقت بالاتری را در پیش¬بینی مبادلات سهام نشان دهد. این مدل به‌ویژه زمانی که ترکیب متغیرهای کلان اقتصادی و داده¬های شبکه¬های اجتماعی در نظر گرفته می¬شود، قادر به تولید پیش¬بینی‌های دقیق‌تر بود.

در نهایت، این پژوهش به این نتیجه رسید که ترکیب مدل¬های آماری سنتی با روش‌های یادگیری ماشین می‌تواند بهبود قابل‌توجهی در پیش¬بینی مبادلات سهام به‌ویژه در بازارهای مالی پیچیده و پویا ایجاد کند. به‌طور خاص، استفاده از مدل¬های غیرخطی مانند فرآیند گوسی در کنار داده¬های کلان اقتصادی و شبکه¬های اجتماعی می‌تواند یک ابزار قدرتمند برای تحلیل¬گران مالی و سرمایه¬گذاران باشد تا درک بهتری از تحولات آتی بازار داشته باشند. این پژوهش به محققان آتی پیشنهاد می¬کند در خصوص عوامل زمینه‌ای و فرهنگی تأثیرگذار بر پیش بینی مبادلات سهام بپردازند. زیرا تفاوتهای فرهنگی و اجتماعی در جوامع مختلف اثرات متفاوتی بر مبادلات سهام میتواند داشته باشد. این بررسی نیز مانند هر پژوهش دیگری مستثنی از محدودیت نیست. ازجمله محدودیتهای این پژوهش، اندازه کوچک نمونه و عدم بررسی اثر صنعت است.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]

منابع

1. Adler, M., Dumas, B. (1984). Exposure to currency risk: Definition and measurement. Financial Management, 13(2), 41-50.
2. Bernanke, B. S., Kuttner, K. N. (2005). What explains the stock market's reaction to Federal Reserve policy? Journal of Finance, 60(3), 1221-1257.
3. Bollen, J., Mao, H., Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. Journal of Computational Science, 2(1), 1-8.
4. Chen, H., Chiang, R. H., Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. MIS Quarterly, 36(4), 1165-1188.
5. Chen, H., De, P., Hu, Y., Hwang, B. H. (2014). Wisdom of crowds: The value of stock opinions transmitted through social media. The Review of Financial Studies, 27(5), 1367-1403.
6. Duan, J., He, Q., Zhang, Q. (2019). Financial forecasting with social media data. Journal of Finance and Data Science, 5(3), 189-202.
7. Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. The Journal of Finance, 25(2), 383-417.
8. Gayo-Avello, D. (2012). No, you cannot predict elections with Twitter. IEEE Internet Computing, 16(6), 91-94.
9. Gonzalez, S. (2013). Social science in the era of big data. Policy and Internet, 5(2), 147-160.
10. Liu, Y., Li, Q., Xu, H. (2018). Predicting stock market movement using Twitter data. Journal of Financial Markets, 37, 118-137.
11. Lucas, R. E. (1977). Understanding business cycles. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, 5, 7-29.
12. Madura, J. (2021). International Financial Management. Cengage Learning.
13. Mankiw, N. G. (2020). Principles of Economics. Cengage Learning.
14. Mishkin, F. S. (2019). The Economics of Money, Banking, and Financial Markets. Pearson.
15. Olteanu, A., Castillo, C., Diaz, F., Kıcıman, E. (2019). Social data: Biases, methodological pitfalls, and ethical boundaries. Frontiers in Big Data, 2(13), 1-18.
16. Pang, B., Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. Foundations and Trends in Information Retrieval, 2(1–2), 1-135.
17. Romer, D. (2019). Advanced Macroeconomics. McGraw-Hill Education.
18. Shapiro, A. C. (2020). Multinational Financial Management. Wiley.
19. Shiller, R. J. (2000). Irrational exuberance. Princeton University Press.
20. Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. The Journal of Finance, 62(3), 1139-1168.
21. Zhang, L., Yang, H. (2011). Social media and stock market prediction: A study on the role of sentiment analysis. Journal of Financial Economics, 102(3), 404-420.
22. Zhang, Y., Yang, L. (2018). A hybrid model for stock price prediction using macroeconomic variables and social media data. Journal of Financial Markets, 41, 152-166.
23. Zheludev, I., Smith, R., Aste, T. (2014). When can social media lead financial markets? Scientific Reports, 4, 4213.
24. Zimmer, M. (2010). "But the data is already public": On the Ethics of research in Facebook. Ethics and Information Technology, 12(4), 313-325.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-08]