Publisher: Shahid Beheshti University
Journal of Financial Management Perspective
2022, Vol. 12, No.37
PP: 175-204
DOI: https://doi.org/ 10.52547/JFMP.12.37.175
© Copyright: Author(s)

P-ISSN: 2645-4637
E-ISSN: 2645-4645

Market Timing by Considering the Investor Sentiment Index in Tehran Stock Exchange

Fatemeh Tahernezhad[*], Amir Abbas Najafi[**], Hosein Mohseni [***]

Research Paper

Abstract

Market timing Investment decisions are made with a mechanical trading strategy based on certain macroeconomic criteria. In this study, investor sentiment index and macroeconomic indicators such as inflation, exchange rate, employment growth and real GDP of representative variables were used to market timing to predict the direction and return of the total index of Tehran Stock Exchange. In this regard, four models of logistic regression, Lasso, Ridge and Elastic Net were used using monthly data in the period 1395 to 1399. In order to develop the sentiment index, using the exploratory factor analysis model, six different emotional variables were used, and finally, three variables of stock ratio in the portfolio of investment funds, Tehran price index and top 50 index were selected. The output of the logistic regression model for forecasting based on a single index was compared with the value of forecasting based on other indicators, which showed that logistics forecasting based on all variables was superior to logistic forecasting based on a single index. Comparison of Lasso, Ridge and Elasticnet models for prediction showed that the strength and accuracy of Ridge regression model was more than the other two models, in addition, Lasso and Elasticnet models were almost equally accurate. The results of this research can be useful for investment companies and portfolio managers, analysts and investors.

Keywords: Market Timing; Exploratory Factor Analysis; Logistic Regression; Ridge Regression.

Received: 2022. February. 21, Accepted: 2022. July. 21.
[*]Msc in Financial Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran. (Corresponding Author). E-Mail: tahernezhadfateme76@gmail.com
[**]Associate prof., Department of Industrial Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran. E-Mail: aanajafi@kntu.ac.ir
[***] Assistant Prof., Department of Industrial Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran. E-Mail: mohseni@kntu.ac.ir

ناشر: دانشگاه شهیدبهشتی
نشریه چشم‌انداز مدیریت مالی
۱۴۰۱، دوره ۱۲، شماره ۳۷
ص‌ص. ۱۷۵- ۲۰۴
© نویسندگان
شاپای چاپی: ۴۶۳۷- ۲۶۴۵
شاپای الکترونیکی: ۴۶۴۵- ۲۶۴۵

زمان‌سنجی بازار با درنظرگیری شاخص احساسات سرمایه‌گذار در بورس اوراق بهادار تهران

فاطمه طاهرنژاد*، امیرعباس نجفی، حسین محسنی*****

مقاله پژوهشی

چکیده

زمان‌سنجی بازار اتخاذ تصمیمات سرمایه‌گذاری با یک استراتژی معاملاتی مکانیکی براساس برخی معیارهای اقتصاد کلان است. در این تحقیق، شاخص احساسات سرمایه‌گذار و شاخص‌های اقتصاد کلان نظیر تورم، نرخ ارز، رشد اشتغال و تولید ناخالص حقیقی متغیرهای نماینده برای زمان‌سنجی بازار به منظور پیش‌بینی جهت و بازده شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران مورد استفاده قرار گرفت. در این راستا از چهار مدل رگرسیون لجستیک، لسو، ستیغی و الستیک‌نت با استفاده از داده‌های ماهانه در دوره زمانی ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹ استفاده شد. به منظور توسعه شاخص احساسات، با بهره‌گیری از مدل تحلیل عاملی اکتشافی، از شش متغیر احساسی مختلف استفاده شد که در نهایت، سه متغیر نسبت سهام در سبد صندوق‌های سرمایه‌گذاری، شاخص قیمت و شاخص ۵۰ شرکت برتر برگزیده شدند. خروجی مدل رگرسیون لجستیک به منظور پیش‌بینی براساس تک شاخص با مقدار پیش‌بینی براساس دیگر شاخص‌ها مقایسه گردید که نتیجه حاکی از برتری پیش‌بینی لجستیک براساس همه متغیرها نسبت به پیش‌بینی لجستیک براساس تک شاخص داشت. مقایسه سه مدل لاسو، ستیغی و الستیک‌نت، برای پیش‌بینی نشان داد که قدرت و دقت مدل رگرسیون ستیغی بیشتر از دو مدل دیگر بود به علاوه دو مدل لسو و الستیک‌نت تقریبا دقت برابری داشتند. نتایج این تحقیق می‌تواند برای شرکت‌های سرمایه‌گذاری و سبدگردان، تحلیل‌گران و سرمایه‌گذاران مفید باشد.

کلیدواژه‌ها: زمان‌سنجی بازار؛ تحلیل عاملی اکتشافی؛ رگرسیون لجستیک؛ رگرسیون ستیغی.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۱۲/۰۲، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۴/۳۱.

* کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران (نویسنده مسئول).
E-Mail: tahernezhadfateme76@gmail.com

** دانشیار، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصرالدین طوسی، تهران، ایران.
E-Mail: aanajafi@kntu.ac.ir

*** استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصرالدین طوسی، تهران، ایران.
E-Mail: mohseni@kntu.ac.ir

۱. مقدمه

تجزیه و تحلیل تحرکات بازار سهام و رفتارهای قیمت به دلیل طبیعت پویا، غیرخطی، ناپایدار و ناپارامتری، بسیار چالش برانگیز است به گفته ژانگ و انکه[1](۲۰۱۷)، بازارهای سهام توسط بسیاری از عوامل بسیار مرتبط به هم متصل می‌شوند که شامل متغیرهای اقتصادی، سیاسی، روانشناختی و خاص شرکت هستند. تحلیل تکنیکال و بنیادی دو رویکرد اصلی برای تحلیل بازارهای مالی هستند. سرمایه‌گذاران برای سرمایه‌گذاری در سهام و دستیابی به سود بالا با ریسک کم، از این دو روش عمده برای تصمیم‌گیری در بازارهای مالی استفاده می‌کنند. پیشرفت‌های اخیر در تجزیه و تحلیل سهام و پیش‌بینی، تحت چهار دسته آماری، شناخت الگو، یادگیری ماشین و تحلیل احساسات است. این دسته‌بندی‌ها عمدتا در گروه گسترده‌تری از تجزیه و تحلیل تکنیکال قرار می‌گیرند [۳۹،۴۸].

پژوهش حاضر درپی آن است، بازده شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران را براساس شاخص احساسات سرمایه‌گذار و متغیرهای اقتصاد کلان نظیر نرخ ارز، تورم، رشد اشتغال و تولید ناخالص داخلی پیش‌بینی کند. به منظور توسعه شاخص احساسات سرمایه‌گذار، از شش متغیر حجم ماهانه‌ی معاملات خرد به حجم کل معاملات بازار سهام (۴۳)، تعداد ماهانه عرضه عمومی اولیه (۴۳)، نسبت ارزش ماهانه‌ی صدور واحدهای صندوق‌های سرمایه‌گذاری در سهام به ارزش ابطال آن (۴۳)، نسبت سهام در سبد صندوق‌های سرمایه‌گذاری (۴۳)، شاخص قیمت و شاخص ۵۰ شرکت برتر استفاده می‌شود. روش مورد نظر به منظور توسعه شاخص احساسات، تحلیل عامل اکتشافی است. در ادامه به منظور پیش‌بینی بازده شاخص کل بورس تهران با بهره‌گیری از شاخص احساسات سرمایه‌گذار و سایر متغیرهای اقتصاد کلان که در بالا به آن اشاره شد، از چهار مدل رگرسیونی نظیر رگرسیون لجستیک، رگرسیون لاسو، رگرسیون ریج و رگرسیون الستیک‌نت استفاده می‌شود. از رگرسیون لجستیک به منظور بررسی پیش‌بینی براساس تک شاخص استفاده می‌شود؛ هم‌چنین با مقدار پیش‌بینی براساس همه شاخص‌ها (شاخص احساسات و شاخص‌های اقتصاد کلان) مقایسه می‌شود.

از سه مدل لاسو، ریج و الستیک، برای پیش‌بینی براساس همه متغیرها استفاده می‌شود که مطابق با خروجی‌های مدل و مقایسه آن با مقدار واقعی بازده شاخص کل، می توانند تبیین‌کننده قدرت مدل‌ها در پیش‌بینی نوسانات بازار و میزان دقت آن‌ها باشد.

تاکنون به منظور پیش‌بینی بازار بورس، از شاخص احساسات سرمایه‌گذار و همچنین مدل لاسو، ریج و الستیک‌نت استفاده نشده‌است لذا وجه تمایز این تحقیق نسبت به سایر پژوهش‌های

[1] Zhang & Enke

صورت گرفته را می‌توان در مقایسه کارایی مدل‌های سنجش و مشارکت شاخص احساسات در مدل‌های پیش‌بینی و زمان‌سنجی قلمداد نمود.

بخش‌های مختلف این تحقیق به شرح زیر است:

در بخش ۲ مباحث زمان‌سنجی بازار، احساسات سرمایه‌گذار توصیف و تحقیقاتی در راستای این پژوهش بیان شده است. در بخش ۳ متغیرهای مورد استفاده، ابزار گردآوری اطلاعات، روش و چگونگی مراحل انجام پژوهش شرح داده شد. در بخش ۴ و ۵ به ترتیب تجزیه و تحلیل داده‌ها صورت گرفت و نتایج حاصل از آن‌ها بررسی شد. در نهایت در بخش۶، پس از بیان محدودیت‌ها، پیشنهادهایی برای تحقیقات آتی ارائه شد.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

زمان‌سنجی بازار را می‌توان به اتخاذ تصمیمات سرمایه‌گذاری با یک استراتژی معاملاتی مکانیکی که از یک یا چند اندیکاتور و یا استراتژی کاربردی استفاده می‌کند که براساس معیارهایی از قبیل چرخه تجاری، وضعیت اقتصادی، نرخ بهره، تورم و شرایط بازار سرمایه است را تعریف نمود. هدف یک سیستم زمان‌سنجی بازار موفق، سرمایه‌گذاری در بازار در طول روندهای صعودی و قرار گرفتن در وضعیت نقدی (موقعیت فروش[1]) در طول روندهای نزولی، به ویژه در طول بازارهای خرسی است. می‌توان از استراتژی زمان‌سنجی بازار برای همه نوع سرمایه‌گذاری از جمله سهام، قراردادهای اختیارمعامله سهام و شاخص، صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک، اوراق قرضه و قراردادهای آتی استفاده کرد. هر سرمایه‌گذار با توجه به ویژگی‌های فردی و تمایلات خود، باید تصمیم‌گیری نماید که کدام یک از این دارایی‌ها را برای سرمایه‌گذاری انتخاب نماید چون اصول زمان‌سنجی برای همه آن‌ها یکسان است [۶:۹].

هدف زمان‌سنجی بازار این است که احساسات و هیجانات را از معادله سرمایه‌گذاری حذف نماید یا حداقل، اثر آن‌ها را به کمترین میزان ممکن برساند. سال‌هاست درمورد روانشناسی سرمایه‌گذاری مطالعه و تحقیق می‌شود و «غریزه جمع‌گرایی» برای همه حکم‌فرماست. این میل به تبعیت از جمع برای سرمایه‌گذاران حرفه‌ای یک فرصت است، چون جمع (خواه سرمایه‌گذاران یا مشاوران سرمایه‌گذاری) در عمده فراز و نشیب‌های بازار سهام دچار اشتباه می‌شود. این نکته را باید مد نظر قرار داد که این موقعیت همیشه وجود خواهد داشت چون هیجانات سرمایه‌گذاری (یعنی ترس و طمع) هیچ‌گاه تغییر نخواهند کرد [۶:۱۰].

لاری سمنانی و دهخدا (۱۳۹۹) و بدری (۲۰۰۹) اشاره نمودند که مالی رفتاری شاخه‌ای از علوم رفتاری و روانشناسی است که به بررسی گرایش‌های احساسی و رفتاری افراد در تصمیمات

[1] Short position

سرمایه‌گذاری‌شان می‌پردازد و نقش رفتارهای آن‌ها را به عنوان متغیری اثرگذار بر سایر متغیرهای مالی پررنگ می‌کند [۲۴،۴]. در این راستا در این تحقیق نقش شاخص احساسات در ابعاد زمان‌سنجی بازار تبیین می‌شود.

فرهادی و همکاران (۱۳۹۸) بیان نمودند این رویکرد برخلاف مالی کلاسیک، توانایی توضیح پدیده‌های غیرعادی موجود در بازارهای مالی را دارد [۱۴].

متناسب با تحلیل مالی رفتاری، تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران صرفا بر مبنای تجزیه و تحلیل کمی و عقلائی صورت نمی‌پذیرد؛ بلکه عوامل دیگری نیز بر نحوه کنش سهامداران و فعل و انفعالات بازار تاثیر زیادی خواهد داشت. بدیهی است که این رویکرد تلاش نمی‌کند نشان‌دهد رفتار عقلایی نادرست است، بلکه می‌کوشد که کاربرد فرایندهای تصمیم‌گیری روان‌شناختی را در شناخت و پیش‌بینی بازارهای مالی نشان دهد [۳۳،۱۱].

یونگ چو[1](۲۰۰۵) احساسات سرمایه‌گذار را به اشتیاق سرمایه‌گذاران غیر عقلائی در یک دارایی نسبت به سرمایه‌گذاران عقلائی اشاره نموده است [۴۶،۳۰]. در تعریفی دیگر احساسات عبارت است از: «حاشیه میزان خوش‌بینی و بدبینی سهامداران نسبت به یک سهام» [۲۳].

مازویانا[2](۲۰۱۵) بیان می‌کند که تصمیمات براساس احساسات خلاف آن چیزی است که سرمایه‌گذاران عقلائی مبتنی بر فرضیه بازار کارا اتخاذ می‌کنند [۳۰].

پیشینه پژوهش

پژوهش‌های خارجی

ژانگ و یانگ[3](۲۰۰۹) در مقاله خود تأثیر احساسات سرمایه‌گذار بر قیمت سهام را بر اساس تئوری معاملات نویز[4]دلانگ[5]و همکارانش تجزیه و تحلیل نمودند. آن‌ها برای محاسبه شاخص احساسات سرمایه‌گذار از گردش بازار، تنزیل واحدهای صندوق با سرمایه بسته و نرخ رشد حساب‌های سرمایه‌گذار براساس رویکرد تحلیل عاملی استفاده نمودند. نتایج نشان داد که احساسات سرمایه‌گذار، عاملی سیستماتیک در شکل‌گیری قیمت سهام است. [۴۷].

کیم و ها[6](۲۰۱۰) در تحقیق خود تأثیر احساسات سرمایه‌گذار بر قیمت سهام معامله شده در بازار سهام کره را بررسی نمودند. آن‌ها شاخص احساسات را با استفاده از مؤلفه اصلی ده متغیر احساسی استخراج نمودند. یافته‌های آن‌ها حاکی از آن بود که احساسات سرمایه‌گذار به طور

[1] Yung-Chou
[2] Mazviona
[3] Zhang and Yang
[4] noise trading
[5] Delong et al
[6] Kim & Ha

سیستماتیک بر قیمت سهام شرکت‌های کره‌ای با سرمایه کوچک[1] قیمت پایین و ارزش دفتری/ بازار پایین تأثیر می‌گذارد [۲۳].

چن و همکاران[2](۲۰۱۳) با استفاده از رویکرد تحلیل مولفه اساسی، شاخص احساسی ترکیبی را از طریق شش عامل اقتصادی و بازار برای بازار سهام چین بدست آوردند. عوامل اقتصادی مورد استفاده شامل: نرخ بهره، نرخ ارز، تغییرات در محصولات صنعتی و تغییرات در تقاضای پولی و عوامل مبتنی بر بازار گردش بازار و تعداد حساب‌های سرمایه‌گذار جدید است. نتایج نشان داد که شاخص احساسات قابلیت پیش‌بینی خوبی برای حرکات بازار دارد [۸].

مازویونا (۲۰۱۵) در مقاله خود به بررسی تأثیر احساسات سرمایه‌گذار بر بورس اوراق بهادار زیمبابوه پرداخت. داده‌های مورد بررسی بازده و حجم معاملات روزانه ۶۶ سهم، به استثنای سهام معلق و حذف شده‌بود. به علاوه یک متغیر شاخص احساسات با حجم بالا–پایین معرفی شد. از رگرسیون خطی معمولی برای نشان‌دادن شواهد تأثیر شاخص احساسات سرمایه‌گذار بر بازده سهام استفاده شد. نتایج نشان داد که نمی‌توان تأثیر شاخص احساسات بر بازده را به طور کامل رد یا اثبات کرد [۳۰].

آلتینباس و بیسکین[3] (۲۰۱۵) به منظور پیش‌بینی ارزش‌های آتی شاخص بازار سهام از الگوریتم انتخاب رو به جلو متوالی در بازار سهام ترکیه استفاده نمودند. شاخص‌های مورد نظر آن‌ها بورسا استانبول[4] نرخ بهره[5] نرخ ارز، شاخص تولید صنعت، قیمت نفت، قیمت طلا با تاخیر یک و دوماهه در مقدار هر یک از آن‌ها و شاخص بورس با ارزش یک و دو دوره تاخیر بود. نتایج نشان داد که برای پیش‌بینی ارزش‌های آتی شاخص بازار سهام، مقادیر شاخص بازار سهام با تاخیر یک ماهه کافی است [۱].

لینک[6](۲۰۱۶) در تحقیق خود همبستگی بین متغیرهای کلان اقتصادی و بازده سهام در برزیل از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ را بررسی نمودند. متغیرهای کلان مورد استفاده آن‌ها نرخ‌های بهره پایه، تولید ناخالص داخلی، تورم و انتظارات بازار از رفتار آتی و روش مورد استفاده آن‌ها رگرسیون چندگانه گام به گام[7]بود. نتایج گویای آن بود که نرخ‌های بهره پایه و تولید ناخالص داخلی بر بازده سهام تأثیر می‌گذارند، اما تورم و انتظارات بازار از رفتار آتی تأثیر ناچیزی بر بازده سهام دارند [۲۶].

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[1] Korean firms with small cap
[2] Chen et all
[3] Altinbas & Biskin
[4] Borsa Istanbul
[5] picked interest rate
[6] Link
[7] Stepwise Multiple Regression

یانگ[1]و همکاران (۲۰۱۷)، مجموعه‌ای از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را برای پیش‌بینی سهام چین پیشنهاد دادند. شبکه‌های سه جز با استفاده از الگوریتم‌های آموزشی مانند روش پس‌انتشار[2]و بهینه‌ساز ادم[3]آموزش داده شدند. این گروه با استفاده از رویکرد بگینگ[4]تشکیل شد. نتایج به دست آمده نشان داد که بازارهای چین تا حدودی قابل پیش‌بینی بودند و به یک دقت رضایت بخش رسیدند [۴۵].

عزیزخان و احمد[5](۲۰۱۸) در مطالعه خود روابط بین احساسات سرمایه‌گذار و بازده بازار را ارزیابی نمودند. آن‌ها از متغیر حجم جست و جوی گوگل به روش مستقیم و ۹ متغیر دیگر نظیر: تعداد عرضه‌های عمومی اولیه، تنزیل صندوق‌های با سرمایه بسته، نرخ کاهش/ افزایش، پرمیوم سود نقدی، نسبت قیمت به حقوق صاحبان سهام، نرخ بهره، گردش معاملات سهام، شاخص گردش پول و شاخص قدرت نسبی به روش غیر مستقیم بهره بردند [۳].

لی[6](۲۰۱۹) در مطالعه خود به بررسی تاثیر احساسات و رفتار سرمایه‌گذار بر بازده سهام تایوان پرداخت. در این مقاله شاخص‌های قابل پیش‌بینی براساس دو رویکرد شاخص رفتار سرمایه‌گذار و شاخص احساسات سرمایه‌گذار محاسبه شد. نتایج حاکی از آن بود که تفاوت معناداری بین بازده سهام پیش‌بینی شده با استفاده از پراکسی‌های مالی رفتاری با بازده واقعی وجود نداشت اما بازده سهام پیش‌بینی‌شده بر اساس تحلیل احساسات سرمایه‌گذاران به‌طور معناداری واقعیت را منعکس نمی‌کرد [۲۵].

بنچیت[7]و همکاران (۲۰۲۰) در مقاله خود به دنبال یافتن ارتباط بین احساسات سرمایه‌گذار و بازده سهام در بازار سهام استرالیا و نیوزیلند بودند. آن‌ها از دو شاخص اعتماد مصرف‌کننده[8]و حجم تجارت[9]به عنوان متغیر احساسات استفاده نمودند. تکنیک مورد استفاده آن‌ها آزمون علیت گرنجر و رگرسیون بود. نتایج گویای این بود که در کوتاه مدت احساسات تأثیر مثبت بر بازده پرتفوی دارد اما در بلندمدت، برعکس است [۵].

ماسیو و همکاران[10] (۲۰۲۱) به پیش‌بینی یک ماه شاخص S&P 500 با استفاده از ۵ مدل: شاخص احساسات مدرن سرمایه‌گذار، شاخص شرایط شغلی، شاخص گسترش اعتبار، شاخص عدم قطعیت سیاست اقتصادی، شاخص عدم اطمینان مالی پرداخت. سپس این ۵ مدل را با دو

---

[1] Yang
[2] backpropagation
[3] Adam
[4] bagging
[5] Azizkhan and Ahmad
[6] Lee
[7] Banchit
[8] Consumer Confidence Index (CCI)
[9] trade volume
[10] Mascio

مدل رگرسیون لجستیکی کیچن سینک و مدل لاسو ترکیب کرده و دو مدل پیش بینی ایجاد کرد. نتایج نشان دادند که شاخص‌های پیش‌بینی فردی و ترکیبی پرتفوها به طور مداوم بازده سالانه بالاتر و بازده ماهانه پایین‌تری نسبت به خرید و نگهداری سبد سهام شاخص سهام S&P 500 دارند [۲۹].

هو[1]و همکاران (۲۰۲۱) در پژوهش خود شاخص ترکیبی احساسی سرمایه‌گذار را براساس ۵ متغیر با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اساسی بدست آوردند. سپس از طریق مدل غیرخطی مارکوف – سوییچینگ خود توضیح برداری[2]رابطه پویا بین احساسات سرمایه‌گذار، بازده بازار سهام و نوسانات بررسی نمودند. آن‌ها دریافتند که تأثیر احساسات سرمایه‌گذار بر بازار صعودی سهام، بیشتر از بازار نزولی است و شوک ناشی از نوسانات بازار سهام تأثیرات قابل توجهی بر بازده بازار سهام دارد [۲۰].

پنگ[3]و همکاران (۲۰۲۱) به منظور پیش‌بینی حرکات قیمت سهام براساس تحلیل تکنیکال، از الگوریتم شبکه عصبی عمیق استفاده کردند. آن‌ها سه روش انتخاب شناور رو به جلو متوالی[4]، غربالگری تورنمنت[5]و لاسو بر روی مجموعه ویژگی‌های شاخص تحلیل تکنیکال اعمال نمودند. نتایج نشان داد که متغیرها به‌طور یکنواخت توسط الگوریتم‌های انتخاب ویژگی انتخاب نشده‌اند و میزان دقت پیش‌بینی خارج از نمونه به دو مقدار ۵۰ درصد و ۶۵ درصد همگرا می‌شوند[۳۷].

پژوهش‌های داخلی

سینایی و همکاران (۱۳۸۴) در مطالعه خود به پیش‌بینی شاخص قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران به وسیله شبکه‌های عصبی پرداختند. آن‌ها، وقفه‌های مختلفی از شاخص و عوامل کلان اقتصادی به عنوان متغیرهای ورودی مستقل در نظر گرفتند. به علاوه از مدل آریما برای پیش‌بینی شاخص قیمت در هفته‌ی بعد استفاده شد. نتایج حاصل از پژوهش نشان داد که شبکه‌های عصبی عملکرد بهتری نسبت به مدل آریما برای برای پیش‌بینی شاخص قیمت دارند [۴۱].

فیاضی و گشتاسبی (۱۳۹۴) در تحقیق خود رابطه بین تمایل سرمایه‌گذار و شاخص‌های بازار اول و دوم بورس اوراق بهادار تهران مورد بررسی قرار دادند و در طول دوره مورد بررسی یعنی از سال ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۳ مشاهده شد بین احساسات سرمایه‌گذاران و شاخص‌های بازار اول و دوم بورس اوراق بهادار تهران رابطه مثبت و معناداری وجود دارد [۱۵].

---

[1] Hu et all
[2] MS-VAR
[3] Pang
[4] Sequential Forward Floating Selection
[5] Tournament Screening

کامروافر و هاشمی (۱۳۹۵) به بررسی متغیرهای اصلی تاثیرگذار بر شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران و مدل‌سازی آن با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج حاصل با تحلیل تکنیکال و موج‌های الیوت پرداختند. متغیرهای توضیحی مدل: نرخ ارز، تورم، بیکاری، رشد تولید و حجم نقدینگی بودند. نتایج نشان داد که از میان متغیرها، نرخ بیکاری متغیر زائد بوده و تاثیر آن ناچیز است. اما سایر متغیرها اثر مضاعفی داشتند. هم‌چنین شبکه عصبی در پیش‌بینی شاخص بورس قدرت بالاتری داشت [۲۹].

دهقانی و همکاران (۱۳۹۸) در مطالعه خود به پیش‌بینی سری‌های زمانی در بازارهای مالی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان[1]و ماشین پرسپترون چندلایه پرداختند. آن‌ها به منظور یافتن بهترین متغیرهای فنی ورودی از روش انتخاب ویژگی پیشرو و پسرو استفاده کردند. نتایج گویای این بود که ویژگی‌های فنی منتخب توسط روش پیشرو، بهترین مقادیر برای پارامترهای الگوریتم یادگیری موردنظر را یافتند. به علاوه به کارگیری این ویژگی‌ها پیش‌بینی با خطای کم و دقت بالا را ارائه نمود [۱۰].

توحیدی (۱۳۹۸) در مقاله خود به منظور استخراج شاخص ترکیبی غیر مستقیم احساسات، ۸ متغیر احساسی مختلف را به روش تحلیل مولفه اساسی در بورس اوراق بهادار تهران تجزیه تحلیل نمود. درنهایت سه متغیر حجم ماهانه‌ی معاملات خرد به حجم کل معاملات بازارسهام، حجم ماهانه‌ی معاملات آنلاین به حجم کل معاملات بازار سهام و حجم ماهانه‌ی معاملات سهام به وسیله‌ی صندوق‌ها و شرکت‌های سبدگردان به حجم کل معاملات بازار در شاخص نهایی استفاده شد [۴۰].

تقوی و همکاران (۱۳۹۹) در تحقیق خود با استفاده از تکنیک‌های ماشین‌بردار پشتیبان (SVM)[2]و درخت تصمیم (DT)[3] به پیش‌بینی گرایش‌های احساسی سرمایه‌گذاران پرداختند. برای سنجش گرایش احساسی سرمایه‌گذاران از ۴ شاخص قدرت نسبی، خط روانشناسانه، حجم معاملات و نرخ تعدیل گردش سهام بهره گرفته شد که در نهایت به کمک روش تجزیه‌وتحلیل مولفه‌های اساسی اقدام به ترکیب این شاخص‌ها نمودند [۴۳].

جدول۱. خلاصه پیشینه تحقیق

نویسنده	سال	موضوع	متغیر پیوسته	روش
کامروافر و هاشمی	۱۳۹۵	بررسی متغیرهای اصلی تاثیرگذار بر شاخص کل بورس اوراق بهادارتهران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج حاصله با تحلیل تکنیکال و موج‌های الیوت	شاخص اقتصاد کلان	شبکه عصبی مصنوعی
توحیدی	۱۳۹۸	استخراج شاخص ترکیبی ترکیبی گرایش احساسی در	متغیر احساسات	روش مولفه

[1] Support Vector Machine
[2] Support vector machine
[3] Decision Tree

		بورس اوراق بهادار تهران		اساسی
لینک	۲۰۱۶	بازده سهام، متغیرهای کلان اقتصادی و انتظارات: شواهدی از برزیل	شاخص اقتصاد کلان	رگرسیون چندگانه گام به گام
ماسیو و همکاران	۲۰۲۱	زمان‌سنجی بازار با استفاده از یادگیری ماشین	شاخص احساسات سرمایه‌گذار، شاخص شرایط تجاری، شاخص نااطمینانی مالی، شاخص نااطمینانی سیاست اقتصادی و شاخص گسترش اعتبار	لاسو، لجستیک و رگرسیون سینک آشپزخانه
هو و همکاران	۲۰۲۱	روش اندازه گیری احساسات سرمایه گذار و رابطه آن با بازار سهام	شاخص احساسات	مارکوف – سوییچینگ

منبع: یافته‌های محقق

۳. روش‌شناسی پژوهش

در این پژوهش روابط علی مورد ارزیابی قرار گرفته است. به منظور سنجش غیرمستقیم شاخص احساسی از روش تحلیل عاملی اکتشافی استفاده شد. داده‌های تحقیق به صورت ماهانه در دوره زمانی مهر ۹۵ تا دی ۹۹ است. داده‌های مربوط متغیرها از سایت بورس اوراق بهادار و وزارت امور اقتصاد و دارایی به‌دست آمد. به منظور تجزیه و تحلیل داده‌ها از نرم‌افزار RStudio استفاده شد.

متغیرهای پژوهش

در این تحقیق از شاخص احساسات سرمایه‌گذار (SI) و متغیرهای اقتصاد کلان نظیر تولید ناخالص داخلی حقیقی، نرخ تورم، رشد اشتغال و نرخ ارز، برای پیش‌بینی یک ماه آینده جهت بازده شاخص کل سهام بورس اوراق بهادار تهران استفاده شد. تولید ناخالص داخلی، ارزش کل کالاها و خدمات نهایی تولیدشده در مرزهای کشور را در یک بازه زمانی مشخص می‌کند که از سه روش مخارج یا هزینه، درآمد و تولید به‌دست می‌آید. به طور مثال فرمول محاسبه آن از طریق مخارج به صورت:

تولید ناخالص داخلی = مصرف (c) + سرمایه‌گذاری(I)+ مخارج دولت (G)+ (صادرات(X) - واردات(M)). نرخ تورم، برابر است با تغییرات نسبی در شاخص قیمت که معمولا شاخص قیمت مصرف‌کننده (CPI)[1] است که فرمول محاسبه آن:

[1] Consumer Price Index

$$T = \frac{CPI_p - CPI_b}{CPI_b}$$ رابطه (۱)

که در آن CPI_p شاخص کالا و خدمات در مقطع زمانی جاری و CPI_b شاخص CPI در مقطع پایه در نظر گرفته‌شده است. فرمول محاسبه رشد اشتغال:

$$r = \frac{EMP_t - EMP_{t-1}}{EMP_{t-1}}$$ رابطه (۲)

در اینجا EMP_t اشتغال در زمان جاری و EMP_{t-1} اشتغال در یک دوره قبل است. متغیر نرخ‌ارز نسبت قیمت‌های خارجی به قیمت‌های داخلی برحسب یک پول واحد است.

شاخص گرایش احساسی بازار سهام ایران از متغیرهایی چون: حجم ماهانه‌ی معاملات خرد به حجم کل معاملات بازار سهام، تعداد ماهانه عرضه عمومی اولیه، نسبت ارزش ماهانه‌ی صدور واحدهای صندوق‌های سرمایه‌گذاری در سهام به ارزش ابطال آن، نسبت سهام در سبد صندوق‌های سرمایه‌گذاری، شاخص قیمت و شاخص ۵۰ شرکت برتر با استفاده از مدل تحلیل عاملی اکتشافی به‌دست آمد که در ادامه مراحل این روش توضیح داده شده است.

پیش‌پردازش

داده‌های پژوهش مورد نظر فاقد داده‌های تکراری بودند بنابراین فرایند حذف داده‌های تکراری بر روی آن‌ها اجرا نشد. داده‌های مربوط به سه ماه از متغیر نرخ ارز دارای مقادیر گم شده بودند، که با استفاده از مقدار ما قبل و بعد این سه متغیر، نرخ رشد ثابت را محاسبه کرده و این مقادیر را به‌دست آوردیم. به علاوه با استفاده از روش نمره استاندارد تعداد کمی داده پرت مشاهده شد که آن مقادیر را حذف نمودیم. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش دارای مقیاس‌های متفاوتی بودند که با استاندارد کردن آن‌ها داده‌ها را بی‌مقیاس نمودیم؛ زیرا ممکن است داده‌ها با مقیاس بالاتر بر روی پیش‌بینی، اثر بیشتری بگذارند.

تفکیک نمونه

داده‌های موردنظر در پژوهش حاضر، به دو مجموعه داده‌های آموزش و آزمایش تفکیک شدند. از نسبت۸۰ به ۲۰ استفاده شد به‌طوری‌که، ۸۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی برای آموزش مدل‌های موردنظر استفاده گردید و ۲۰ درصد باقی‌مانده برای مجموعه آزمایشی به منظور ارزیابی نهایی در نظر گرفته شد.

پیش‌بینی برای هر شاخص F_{kt} است، دراینجا k به مدل پیش‌بینی خاص اشاره دارد، $k \in (1:5)$و t ماه است. بازده با وقفه زمانی یک ماه، بر روی شاخص پیش‌بینی به شرح زیر رگرس می‌شود:

$$R_{t+1}^{m} = \alpha + \beta_k F_{kt} + \epsilon_{t+1}$$ رابطه (۳)

به منظور پیش‌بینی از ۴ مدل لجستیک، لسو، ریج و الستیک‌نت استفاده شد. در مدل لجستیک پیش‌بینی براساس شاخص‌ها به صورت فردی و ترکیبی و در سه مدل دیگر (امکان پیش‌بینی تک شاخص به دلیل ماهیت این مدل‌ها میسر نبود) به صورت ترکیبی بررسی شدند.

در سه روش لاسو، ریج و الستیک، پس از تقسیم داده‌ها به دو مجموعه آموزش و آزمایش، میزان جریمه یا λ بهینه با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل به‌دست‌آمد. در این روش داده‌ها نخست به طور تصادفی به K بلوک با حجم برابر تقسیم شدند؛ سپس پارامترها محاسبه و در یک بلوک برازش یافتند (برای داده‌هایی که در K-1 بلوک باقی می‌مانند). سپس از مدل برازش‌یافته برای تخمین خطای پیش‌بینی در آن بلوک که کنار گذاشته شده استفاده می‌شود. این روند برای همه K بلوک استفاده می‌شود تا خطای پیش‌بینی تعیین شود. پس از یافتن بهینه به تخمین سه مدل و در نهایت به پیش‌بینی پرداخته شد.

تحلیل عاملی اکتشافی[1]

همان‌طور که در بالا اشاره شد، برای توسعه شاخص احساسات، از تحلیل عاملی اکتشافی بهره گرفته می‌شود که مراحل انجام آن به صورت زیر است:

مرحله اول: ارزیابی تناسب داده‌ها برای تحلیل عاملی

- شاخص kmo[2]: این شاخص مشخص می‌کند که آیا تحلیل عاملی بر روی داده‌ها قابل اجرا می‌باشد. کایسر (۱۹۷۴) حداقل مقدار این شاخص را ۰٫۵ می‌داند.
- آزمون کرویت بارتلت[3]: در تحلیل عاملی بین متغیرها باید همبستگی وجود داشته باشد در نتیجه آزمون کرویت بارتلت به بررسی این مورد می‌پردازد. فرض صفر این است که همبستگی برابر صفر است که اگر فرض صفر رد شود یعنی $\alpha \leq ۰.۰۵$ باشد، اجرای تحلیل عاملی مورد تایید است.

مرحله دوم: استخراج عامل‌ها

استخراج عامل‌ها شامل مشخص‌کردن کمترین تعداد عامل‌هایی است که می‌توان برای بهترین بازنمایی همبستگی‌های متقابل بین مجموعه متغیرها به کار برد. روش‌های مختلفی برای استخراج عامل‌ها وجود دارد که در این مقاله از روش عامل یابی محور اصلی[4]استفاده شده‌است. این روش در فرایند استخراج، از برآورد اشتراکات (اندازه واریانس مشترک) در قطر ماتریس استفاده می‌کند.

[1] Exploratory Factor Analysis
[2] Kaiser- Meyer- Olkin
[3] Bartlett Test of Sphericity
[4] Principal axis factoring

انتخاب تعداد عامل‌ها

معیارهای متفاوتی برای انتخاب تعداد عامل‌ها وجود دارد. براساس معیار کایسر[1]عامل‌هایی که مقدار ویژه آن‌ها بالاتر از یک باشد را انتخاب می‌کنیم. براساس نمودار سنگ‌ریزه[2]بدین صورت که محور افقی عامل‌ها و محور عمودی مقدار ویژه متناظر با هر عامل می‌باشد. عامل‌هایی که مقدار ویژه بالاتر از یک دارند به عنوان عامل انتخاب می‌شوند.

مرحله سوم: چرخش عامل‌ها

برای به حداکثررساندن رابطه بین آیتم‌ها و عامل‌ها، محورها باید چرخانده شوند. هدف اصلی، تحول ساختار عاملی به یک ساختار ساده از بار عاملی است که بـه سادگی بتوان مورد تفسیر قرارداد. در این مقاله از روش چرخش متعامد واریماکس استفاده‌شد. در این روش عامل‌ها با یکدیگر همبستگی ندارند یعنی در موقع چرخش، محورها متعامد باقی می‌مانند.

مرحله چهارم: نام‌گذاری عوامل [۴۴].

رگرسیون لجستیک[3]

رگرسیون لجستیک مدلی است که اجازه می‌دهد تا تأثیر چندین متغیر $X_1, X_2, \dots, X_k$ بر روی متغیر دوگانه Y به شکل ریاضی ارائه شود. مدل رگرسیون لجستیک مبتنی بر یک تابع لجستیکی است که به شکل زیر است:

$$\mathrm{f(x)} = \frac{e^x}{e^x+1} = \frac{1}{e^{-x'}+1}$$ رابطه (۴)

که e عدد اویلر و x مقدار متغیر توضیحی X است. استفاده از رگرسیون لجستیک با این واقعیت پشتیبانی می‌شود که نیازی به برآورده کردن بسیاری از مفروضات رگرسیون خطی نیست به طور مثال خطی بودن رابطه بین یک متغیر وابسته و یک متغیر مستقل، همچنین نرمال بودن و همسویی بودن توزیع متغیرهای مستقل. علاوه بر این، مشاهدات باید با استفاده از سیستم‌های اندازه‌گیری متریک گزارش شوند. مدل رگرسیون لجستیک را می‌توان به روش‌های مختلفی نوشت. با فرض اینکه Y مخفف یک متغیر دوگانه با مقادیر ۱، برای وقوع رویداد موفقیت و ۰ برای حالت شکست است.

مدل رگرسیون لجستیک با معادله (۲) توصیف می‌شود:

$$\mathrm{P}(Y = 1|x_1, x_2, \dots, x_k) = \frac{e^{\beta_0+\sum_{i=1}^{k}\beta_i x_i}}{1+e^{\beta_0+\sum_{i=1}^{k}\beta_i x_i}}$$ رابطه (۵)

[1] Kaiser's criterion
[2] Scree plot
[3] Logistic Regression

که $\beta_i\ i=0,\dots,k$ عوامل رگرسیون لجستیک هستند، در حالی که $x_1, x_2, \dots, x_k$ متغیرهای مستقلی هستند که می‌توانند قابل اندازه‌گیری یا کیفی باشند. معادله رگرسیون لجستیک را می‌توان به عنوان شانس وقوع رویداد موفقیت نوشت:

رابطه (۶) $=e^{\beta_0+\sum_{i=1}^{k}\beta_i.x_i}$

$$\frac{P(Y=1|X)}{1-P(Y=1|X)}$$

در یک حالت خاص، برای یک متغیر مستقل، معادله رگرسیون لجستیک به شکل زیر است:

رابطه (۷) $$P(Y=1|X)=e^{\beta_0+\sum_{i=1}^{k}\beta_i.x_i}$$

اگر به نوبه خود هر دو طرف معادله (۴) لگاریتمی شوند، شکل لاجیت مدل لجستیک به دست می‌آید:

رابطه (۸) $$P(Y=1|X)=ln\frac{P(Y=1|X)}{1-P(Y=1|X)}=\beta_0+\beta_1.x_1$$

logit

مفاهیم مهم مربوط به رگرسیون لجستیک، شانس و نسبت شانس هستند. شانس‌ها به عنوان احتمال وقوع یک رویداد $P(A)$ تقسیم بر احتمال رخ ندادن یک رویداد، $1-P(A)$ تعریف می‌شود:

رابطه (۹) $$(\text{Odds})S(A)=\frac{P(A)}{P(non-A)}=\frac{P(A)}{1-P(A)}$$

نسبت شانس، به نوبه خود، با علامت OR، به عنوان شانس وقوع یک رویداد $S(A)$ تقسیم بر شانس وقوع یک رویداد دیگر $S(B)$ تعریف می‌شود [۷]:

رابطه (۱۰) $$OR_{AxB}=\frac{S(A)}{S(B)}=\frac{P(A)}{1-P(A)}:\frac{P(B)}{1-P(B)}$$

رگرسیون لاسو[1]

الگوریتم لاسو یک الگوریتم در حوزه رگرسیون خطی است و ضرایب مدل رگرسیون خطی زیر را به‌دست می‌آورد:

رابطه (۱۱) $$y=\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\cdots+\beta_px_p$$

که در آن $x_1, x_2, \dots x_p$ متغیرهای مستقل مرتبط با یک نمونه و y متغیر وابسته است $B_j\ , j=1,\dots,p$ ضرایب مدل رگرسیون هستند، زمانی که p تعداد متغیرهای مستقل را

[1] Lasso Regression

نشان دهد. الگوریتم لاسو برای تخمین ضرایب مدل رگرسیونی بالا از تابع هدف زیر استفاده می‌نماید.

رابطه (۱۲) $$\hat{\beta}\ Lasso = argmin\ \sum_{i=1}^{N}(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p} x_{ij}\beta_j)^2$$

$$subject\ to\ \sum_{j=1}^{p}|\beta_j| \leq t$$

که در آن N تعداد نمونه‌های آموزشی است. کلیه نمونه‌های آموزشی در ماتریس X به صورت سطر به سطر قرار داده شده است. x_t نشان‌دهنده مقدار متغیر jام برای نمونه آموزشی iام است. در رابطه بالا فرض شده است که $n > p$ باشد یعنی تعداد نمونه‌ها از تعداد متغیرهای مستقل بیشتر باشد [۱۷].

لیو و ژنگ (۲۰۰۹) اشاره نمودن که در این الگوریتم، مجموع مربعات خطای رگرسیون به صورت زیر است:

رابطه (۱۳) $$\sum_{i=1}^{N}(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{n} x_{ij}\beta_j)^2 \lambda \sum_j |\beta_j|$$

در این معادله λ مقدار میزان‌سازی مدل است. اگر مقدارش برابر با صفر باشد، مدل به ols تبدیل می‌شود. با افزایش آن تعداد متغیرهای مستقل در مدل کاهش می‌یابد. این روش، همخطی چندگانه را حل می‌کند و مدلی بدون بیش‌برازندگی یا کم‌برازندگی ارائه می‌کند [۱۳].

لاسو جمع ضرایب را کوچک می‌کند و سایر ضرایب کمتر را به ۰ کاهش می‌دهد [۲۹].

رگرسیون ستیغی یا ریج[1]

مرونا (۲۰۱۱) در مقاله خود اشاره نمود که مجموع مربعات خطای رگرسیون ستیغی عبارت‌است از:

رابطه (۱۴) $$\sum_{i=1}^{N}(\boldsymbol{y_i} - \boldsymbol{\beta_0} - \sum_{j=1}^{p} \boldsymbol{X_{ij}}\boldsymbol{\beta_j})^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} \boldsymbol{\beta_j}^2$$

در این معادله λ میزان جریمه است که به تعداد پارامترها برمی‌گردد. در رگرسیون خطی چندگانه λ صفر است. هرچه‌قدر مقدار λ بزرگ‌تر باشد، مقدار انقباض بیشتری صورت می‌گیرد. منظور از argmin مقادیری از $\boldsymbol{\beta}$ هستند که تابع مورد نظر را کمینه می‌کنند.

در رگرسیون ستیغی، ضرایب توسط جریمه به صفر نزدیک می‌شوند؛ اما هیچ‌کدام دقیقا صفر نمی‌شوند، مگر آنکه λ بسیار بزرگ باشد [۱۲].

[1] Ridge Regression

رگرسیون شبه الستیک یا الستیک‌نت[1]

پارک و کانیشی (۲۰۱۵) بیان کردند که در این الگوریتم رگرسیونی لسو و ستیغی، تلفیق می‌شود و جایگزین آن‌ها است. در نتیجه میزان‌سازی مرتبه ۱و ۲ روی مدل همزمان انجام می‌شود:

رابطه (۱۵) $\min(\sum y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p)^2 + \lambda_1 \sum {\beta_j}^2 + \sum \lambda_2 |\beta_j|)$

روش لاسو بهترین روش در شرایطی است که انتظار داریم موارد اندکی از متغیرها انتخاب شوند و در شرایطی که بخش بزرگی از متغیرها انتظار انتخاب‌شدن دارند رگرسیون ستیغی بهترین روش است و الستیک نت در شرایطی است که انتظار چیزی بین آن دو است [۱۳،۳۴]

۴. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

در این پژوهش ابتدا با استفاده از شش متغیر احساسی مختلف که در قسمت‌های قبل آن‌ها را معرفی نمودیم، شاخص احساسات سرمایه‌گذار را با استفاده از روش تحلیل عاملی اکتشافی به‌دست آوردیم. سپس بازده بازار بورس اوراق بهادار را با استفاده از شاخص احساسات و چهار متغیر اقتصاد کلان با استفاده از چهار روش لجستیک، لاسو، ریج و الستیک‌نت پیش‌بینی نمودیم.

مدل‌های تحلیل عاملی مبتنی بر فرض نرمال بودن داده‌هاست. مطابق با نتایج آزمون شپیرو ویلک[2] مقدار احتمال، بزرگ‌تر از خطای در نظر گرفته شده یعنی ۰/۰۵ است که گویای نرمال بودن داده‌ها بود.

جدول۲. مقداراحتمال آزمون شپیرو ویلک هر متغیر

ipo	sp	vlm	ve	fc	pi
۰/۰۶	۰/۱۱	۰/۰۷	۰/۴	۰/۱۲	۰/۹۵

منبع: یافته‌های محقق

قبل از انجام تحلیل عاملی اکتشافی جهت اطمینان از کفایت حجم نمونه آزمون کایرز–مایلر–اولکین (KMO) انجام شد.

جدول ۳. آزمون کفایت نمونه برداری

ipo	sp	vlm	ve	fc	pi
۰،۵۹	۰/۹۴	۰/۴۸	۰/۶	۰/۶۵	۰/۶۵

[1] Elastic net Regression

[2] Shapiro wilk

منبع: یافته‌های محقق

متغیرهای دو جدول بالا به ترتیب از چپ به راست عبارتند از:

تعداد ماهانه عرضه عمومی اولیه (ipo)، نسبت سهام در سبد صندوق‌های سرمایه‌گذاری (sp)، حجم ماهانه‌ی معاملات خرد به حجم کل معاملات بازار سهام (vlm)، نسبت ارزش ماهانه‌ی صدور واحدهای صندوق‌های سرمایه‌گذاری در سهام به ارزش ابطال آن (ve)، شاخص ۵۰ شرکت برتر (fc) و شاخص قیمت (pi).

ضرایب بالاتر از ۰/۵ قابل قبول است در نتیجه متغیر حجم ماهانه معاملات خرد به حجم کل معاملات بازار سهام (vlm) حذف شد.

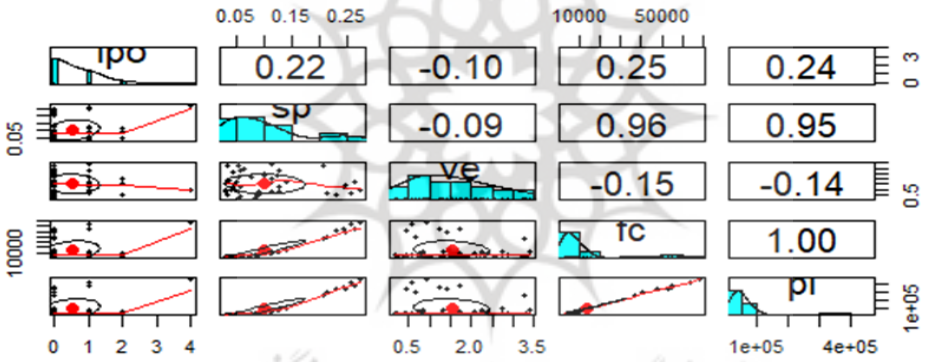
سپس از آزمون کرویت بارتلت[1] به منظور نمایش وجود همبستگی بین متغیرها استفاده شد.

جدول ۴. آزمون کرویت بارتلت

سطح معناداری	درجه آزادی	آزمون کرویت بارتلت
P<۰,۰۵	۱۰	۳۸۷/۳۸۹۱

منبع: یافته‌های محقق

آزمون کرویت بارتلت برابر با ۳۸۷/۳۸۹۱ است که در سطح P<۰,۰۵ معنادار است یعنی همبستگی داده‌ها در جامعه صفر نیست.



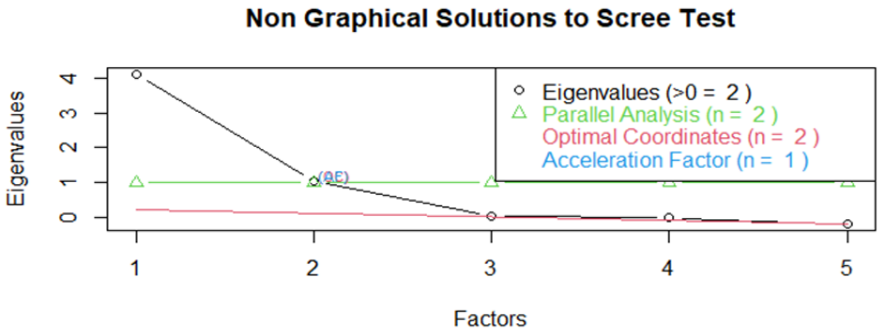
شکل ۱. نمودار همبستگی بین متغیرها

منبع: یافته‌های محقق

با توجه به نتیجه دو آزمون، می‌توان مدل تحلیل عاملی را اجرا نمود. بدین منظور از روش عامل‌یابی محور اصلی بهره گرفته شد که برای تعیین تعداد عامل (شاخص) احساسات، مقدار

[1] Bartletts Test of Sphricity

ویژه و نمودار سنگ‌ریزه مورد استفاده قرار گرفت. تنها عامل‌هایی با مقادیر ویژه ۱ یا بزرگ‌تر از



۱ بررسی می‌شوند و بقیه عامل‌ها نادیده گرفته می‌شوند.

شکل ۲. نمودار سنگ‌ریزه

منبع: یافته‌های محقق

با توجه شکل ۲، یک عامل با مقدار ویژه ۴ پذیرفته شد (البته با توجه به هدف این تحقیق، تعداد عامل مورد نظر ۱ در نظر گرفته شد).

نتیاج جدول۵ نشان می‌دهد که عامل احساسات ۵۱ درصد از کل واریانس را به خود اختصاص داده است. طبق نتایج نشان داد که بارهای عاملی متغیرهای sp, fc, pi بزرگ‌تر از ۰/۳ بودند که نشان‌دهنده این است که متغیرهای موردنظر سنجه‌های خوبی برای شاخص احساسات هستند اما مقدار بار عاملی ve برابر با ۰/۱۴- بود که بیانگر تاثیر منفی آن در تبیین سازه مربوطه است؛ هم‌چنین ضریب ipo کوچک‌تر از ۰,۳ است. بنابراین این دو متغیر را حذف و مجددا فرایند تحلیل عاملی را تکرار کردیم.

جدول ۵. عامل اکتشافی استخراج شده

نام عامل (شاخص)	گویه (متغیر)	بار عاملی	اشتراک گویه‌ها	درصد واریانس
	ipo	۰/۲۴	۰/۰۵۸	
احساسات	sp	۰/۹۴	۰/۸۸۲	۰/۵۱
	ve	۰/۱۴-	۰/۰۱۹	
	fc	۱/۰۱	۱/۰۲۱	
	pi	۱	۱/۰۰۷	

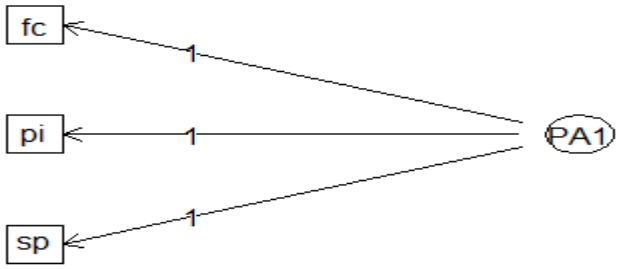
منبع: یافته‌های محقق

با حذف دو متغیر مورد نظر، درصد واریانس از ۷۶ درصد به ۹۸ درصد افزایش یافت، بار عاملی دو متغیر sp و pi به ترتیب به اندازه ۰/۰۲ افزایش و ۰,۰۱ کاهش یافتند.

جدول ۶. عامل اکتشافی استخراج شده

نام عامل (شاخص)	گویه (متغیر)	بار عاملی	اشتراک گویه‌ها	درصد از واریانس
احساسات	sp	۰/۹۶	۰/۹۲	۰/۹۸
	fc	۱	۱	
	pi	۰/۹۹	۰/۹۹	

منبع: یافته‌های محقق



شکل۳. تحلیل عاملی اکتشافی
منبع: یافته‌های محقق

با توجه به تحلیل عاملی اکتشافی، شاخص احساسات به صورت زیر مدل‌سازی می‌شود:

$$SENT = 0/96SP + FC + 0/99PI$$

با استفاده از میانگین وزنی، مقدار شاخص احساسات به‌دست آمد.

نتایج پیش‌بینی رگرسیون لجستیک

در جدول۷ از سمت راست در ستون اول مقدار واقعی بازده بازار، در ستون دوم مقدار پیش‌بینی براساس تورم، در ستون سوم مقدار پیش‌بینی براساس نرخ‌ارز، در ستون چهارم مقدار پیش‌بینی براساس تولید ناخالص داخلی، در ستون پنجم مقدار پیش‌بینی براساس رشد اشتغال، در ستون ششم مقدار پیش‌بینی براساس شاخص احساسات و در ستون هفتم مقدار پیش‌بینی براساس ترکیب هر پنج متغیر نشان داده شده است.

با توجه به جدول، بازار تنها در سه ماه جنرالی، ژوئن و اکتبر ۲۰۱۸، منفی بوده است که هیچ کدام از شاخص‌های فردی به تنهایی نتوانستند منفی بودن بازار را تشخیص دهند اما در ماه اکتبر ۲۰۱۸ ترکیب همه شاخص‌ها توانست بازار منفی را پیش‌بینی نماید. تقریبا همه متغیرهای فردی توانستند مثبت بودن بازار را به درستی پیش‌بینی نمایند به غیر از شاخص احساسات در می ۲۰۲۰ و نوامبر ۲۰۲۰، شاخص نرخ ارز در نوامبر ۲۰۲۰ و ترکیب متغیرها در نوامبر ۲۰۲۰.

جدول ۷. پیش‌بینی رگرسیون لجستیک و بازده شاخص کل

Month	Logistic with all of variable	Logistic with si	Logistic with gemp	Logistic with gdp	Logistic with EXR	Logistic with inf	rm
Jun 2017	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱

Jan 2018	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰
Jun 2018	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰
Oct 2018	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰
Mar 2019	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
Jun 2019	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
Sep 2019	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
Dec 2019	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
May 2020	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱
Nov 2020	۰	۰	۱	۱	۰	۱	۱

منبع: یافته‌های محقق

در جدول۸، از سمت چپ به ترتیب در ستون اول مقدار RMSE (مجذور میانگین مربعات خطا)، در ستون دوم مقدار R McFadden (ضریب تعیین که بیانگر قدرت پیش‌بینی متغیر وابسته براساس متغیرهای مستقل است)، در ستون سوم مقدار MAE (میانگین قدرمطلق خطا)، در ستون چهارم مقدار Accuracy (دقت) بیان شده است.

مقدار RMSE به ترتیب برای همه متغیرها، متغیر شاخص احساسات و متغیر نرخ ارز نسبت به سایر شاخص‌ها، دارای بیشترین مقدار بود. در ستون دوم مقدار R مک فادن قابل مشاهده است که این مقدار برای لجستیک با همه متغیرها، برابر ۱۸ درصد است که نسبت به بقیه بیشترین مقدار را داراست. مقدار MAE برای همه متغیرها دارای کمترین مقدار و برای متغیر فردی احساسات و نرخ ارز دارای بیشترین مقدار بود. درنهایت در ستون آخر، مقدار دقت مدل بیان شد که این مقدار برای لجستیک با همه متغیرها و تک متغیر نرخ ارز برابر ۵۰ درصد و سایر متغیرها برابر با ۶۰ درصد بود. با توجه به اینکه هرچه مقدار R McFadden بیشتر و مقدار RMSE و MAE کمتر باشد، قدرت پیش‌بینی مدل بیشتر است، براین اساس، قدرت پیش‌بینی ترکیب همه متغیرها و نرخ ارز ب ترتیب با مقدار R McFadden ۰/۱۸۳ و ۰/۰۲۲ نسبت به بقیه بیشتر است.

جدول ۸. دقت، R مک فادن، RMSE و MAE مدل

	RMSE	R McFadden	MAE	Accuracy
Logistic with all of variable	۰/۵۵	۰/۱۸۳	۰/۴۵	۰/۵
Logistic with si	۰/۵۴	۰/۰۰۳	۰/۵۲۶	۰/۶
Logistic with gemp	۰/۴۹	۰/۰۰۲	۰/۴۷۴	۰/۶
Logistic with gdp	۰/۵	۰/۰۰۲	۰/۴۸۵	۰/۶
Logistic with EXR	۰/۵۲	۰/۰۲۲	۰/۵۰۸	۰/۵
Logistic with inf	۰/۴۸	۰/۰۰۳	۰/۴۷۹	۰/۶

منبع: یافته‌های محقق

پرتال جامع علوم انسانی

نتایج سه مدل رگرسیون لاسو، رگرسیون ستیغی و رگرسیون الستیک‌نت

مقدار آلفا به ترتیب برای سه مدل رگرسیون لاسو، رگرسیون ستیغی و رگرسیون الستیک برابر است با ۱، ۰ و ۰/۵ که در جدول۹ آمده است، هم‌چنین مقدار λ نیز آورده شده است.

جدول ۹. مقدار آلفا و لمبدا در هر مدل

	lasso	Ridge	Elasticnet
alpha	۱	۰	۰/۵
lambda	۰/۰۱۱۱۳۶۳۹	۰/۱۴۵۰۰۲۱	۰/۰۲۵۷۳۶۹

منبع:یافته‌های محقق

اهمیت متغیرها و ضرایب تخمین

در جدول ۱۰، درصد اهمیت هر یک از متغیرها بیان شده است. متغیرها به ترتیب از بالا به پایین شامل، تورم، تولید ناخالص داخلی، شاخص احساسات سرمایه‌گذار، نرخ‌ارز و رشد اشتغال می‌باشند. مطابق جدول،متغیر نرخ تورم ۱۰۰ درصد برای هر سه مدل حائز اهمیت است، درصد اهمیت نرخ ارز برای هر سه مدل برابر صفر است. به علاوه متغیر نرخ رشد اشتغال فقط برای مدل ستیغی دارای درصد اهمیت غیر صفر یعنی ۲۸/۱۷ درصد می‌باشد.

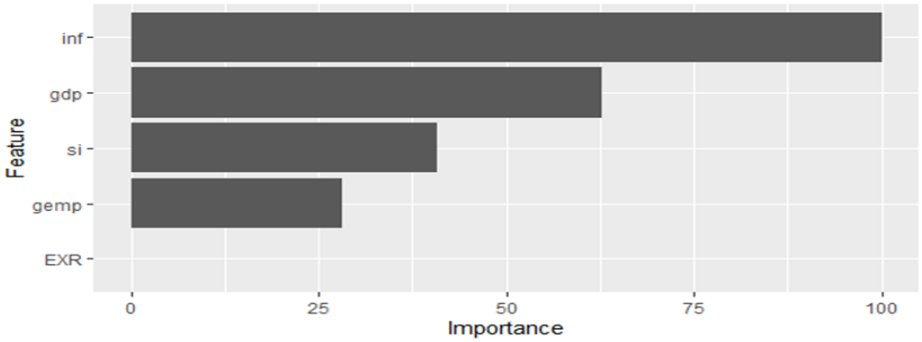
جدول ۱۰، اهمیت ضرایب

Variable importance			
	lasso	Ridge	Elasticnet
Inf	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
GDP	۶۳/۲۲	۶۲/۸۳	۴۶/۵۶
SI	۴۵/۶۶	۴۰/۷۵	۲۰/۰۲
EXR	۰	۰	۰
Gemp	۰	۲۸/۱۷	۰

منبع: یافته‌های محقق

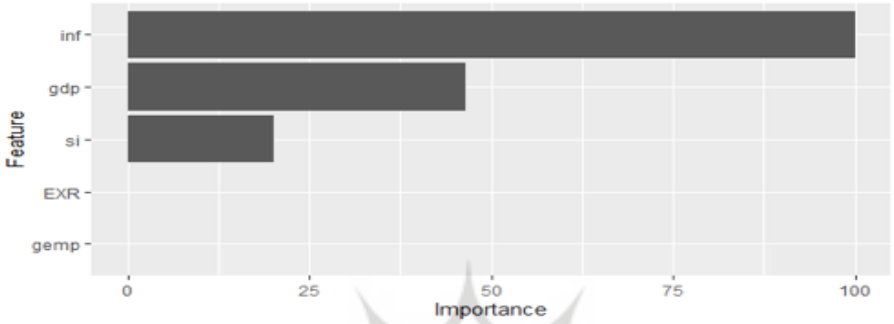
شکل۴. درصد اهمیت مدل لاسو

منبع: یافته‌های محقق



شکل۵. درصد اهمیت مدل ستیغی

منبع: یافته‌های محقق



شکل۶. درصد اهمیت مدل الستیک نت

منبع: یافته‌های محقق

در جدول۱۱، تمامی ضرایب مربوط به سه مدل لسو، ستیغی و الستیک‌نت آورده شده است. لاسو و الستیک‌نت، ضریب دو متغیر نرخ رشد اشتغال و نرخ ارز را صفر نمودند اما ستیغی ضریب هیچ‌کدام از این متغیرها را صفر ننمود. با توجه به جدول ضریب متغیر نرخ تورم در هر سه مدل، نسبت به بقیه متغیرها بیشتر است بنابراین، متغیر نرخ تورم بیشترین تاثیر را بر متغیر وابسته (بازده بازار) دارد.

جدول ۱۱، ضرایب

ضرایب			
	Lasso	Ridge	Elasticnet
Intercept	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۴۷
SI	-۰/۰۰۶	-۰/۰۰۷	-۰/۰۰۱
Gemp	۰	-۰/۰۰۶	۰
GDP	۰/۰۰۸	۰/۰۰۸	۰/۰۰۲
EXR	۰	-۰/۰۰۴	۰
Inf	۰/۰۱۳	۰/۰۱۱	۰/۰۰۴

منبع: یافته‌های محقق

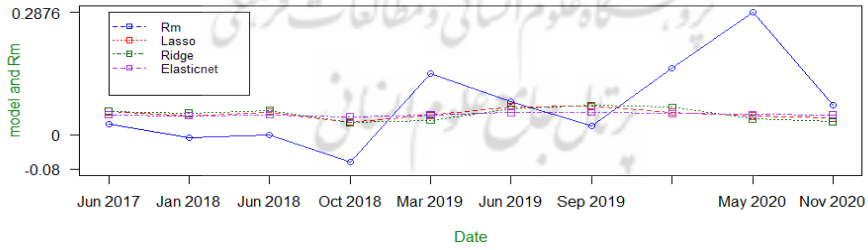
مقدار پیش‌بینی هر مدل

در جدول ۱۲، بازده شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران در ماه ژوئن سال ۲۰۱۹ معادل خرداد ماه سال ۱۳۹۸، برابر است با ۷/۷۳ درصد که این مقدار توسط دو مدل لاسو و ستیغی به ترتیب ۶/۶۲ درصد و ۶/۰۵ درصد پیش‌بینی شدند که در مقایسه با بقیه ماه‌ها به مقدار واقعی نزدیک‌تر بود. بازده شاخص کل بورس در سه ماه جنرالی، ژوئن و اکتبر ۲۰۱۸ (معادل با سه ماه دی، بهمن و اسفند سال ۹۶) منفی بوده است که هیچ کدام از سه مدل لاسو، ستیغی و الستیک نتوانستند منفی بودن بازار را پیش‌بینی نمایند. براساس مدل الستیک‌نت، نتایج پیش‌بینی برای دو ماه ژوئن ۲۰۱۷ و نوامبر ۲۰۲۰ (یعنی خرداد ۱۳۹۶ و آبان ۱۳۹۹) برابر است با ۴/۷ درصد که تفاوت آن تقریبا به اندازه ۲ درصد با مقدار واقعی بود؛ در سپتامبر ۲۰۱۹ (شهریور ۱۳۹۸)، این مقدار برابر با ۵ درصد بود که به اندازه ۳ دردصد نسبت به مقدار واقعی متفاوت است. هم‌چنین براساس دو مدل ستیغی و لسو، مقدار پیش‌بینی برای ژوئن ۲۰۱۷، برابراست با ۵ درصد که ۳ درصد از مقدار واقعی بیشتر است؛ برای سپتامبر ۲۰۱۹ برابر با ۶ درصد و نوامبر ۲۰۲۰ برابر با ۳ درصد است که به اندازه ۴ درصد و ۳ درصد از مقدار واقعی به‌ترتیب بیشتر و کمتر است. لازم به ذکر است که پیش‌بینی سه مدل ستیغی، الستیک و لاسو، در این سه ماه نسبت به سایر ماه‌های باقی‌مانده، به مقدار واقعی نزدیک‌تر است. نتایج پیش‌بینی رگرسیون لجستیک نشان‌داد که دو ماه جنرالی و ژوئن ۲۰۱۸ و نوامبر ۲۰۲۰ به درستی پیش‌بینی نشدند.

جدول ۱۲. پیش‌بینی هر چهارمدل و مقدار اصلی

مقایسه مقادیر پیش‌بینی با مقادیر اصلی					
Month	Lasso	Ridge	Elastic net	logistic	Rm
Jun 2017	۰/۰۵۴۷۷	۰/۰۵۵۹۳	۰/۰۴۷۱۷	۱	۰/۰۲۴۵
Jan 2018	۰/۰۴۵۲	۰/۰۵۰۴۴۰	۰/۰۴۵۰۷	۱	-۰/۰۰۶۷۶
Jun 2018	۰/۰۵۳۲	۰/۰۵۶۸۰۵	۰/۰۴۶۹۷	۱	-۰/۰۰۰۳۸۵
Oct 2018	۰/۰۳۰۳	۰/۰۲۹۱۵	۰/۰۴۲۲	۰	-۰/۰۶۴۲۵
Mar 2019	۰/۰۴۶	۰/۰۳۴۲۳	۰/۰۴۷۰	۱	۰/۱۴۳۹
Jun 2019	۰/۰۶۶۲	۰/۰۶۰۵	۰/۰۵۲۸	۱	۰/۰۷۷۳
Sep 2019	۰/۰۶۶۶	۰/۰۶۹۴	۰/۰۵۳۴	۱	۰/۰۲۰۵
Dec 2019	۰/۰۵۳۳	۰/۰۶۴۶	۰/۰۵۰۱	۱	۰/۱۵۷
May 2020	۰/۰۴۴۱۹	۰/۰۳۷۷	۰/۰۴۷۸	۱	۰/۲۸۷
Nov 2020	۰/۰۳۹۷	۰/۰۳۰۵۹	۰/۰۴۷۰۵	۰	۰/۰۶۹

منبع: یافته‌های محقق



شکل۷. نمودار مقدار واقعی بازده و پیش‌بینی با استفاده از سه مدل لسو، ستیغی و الستیک‌نت

منبع: یافته‌های محقق

در شکل ۷، نمودار بازده واقعی بازار (Rm) و مقدارهای پیش‌بینی شده توسط سه مدل لاسو، ستیغی و الستیک‌نت نشان داده شده‌است. همان‌طور که از نتایج و شکل پیداست در ژوئن ۲۰۱۷، ژوئن ۲۰۱۹ و نوامبر ۲۰۲۰ مقدارهای پیش‌بینی‌شده بازده به مقدار واقعی بازده نزدیک است.

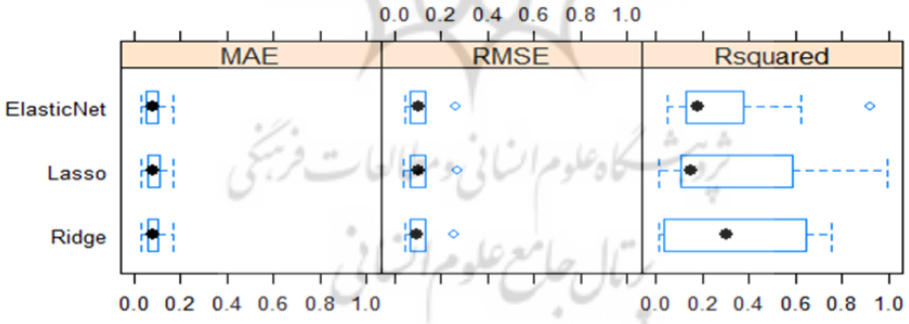
مقایسه قدرت پیش‌بینی هر مدل

در جدول۱۳، قدرت پیش‌بینی و دقت سه مدل لاسو، ستیغی و الستیک‌نت با استفاده از R^2، RMSE و MAE نشان داده شده‌است که به ترتیب نشان‌دهنده قدرت توضیح دهندگی مدل، میانگین قدر مطلق خطا و مجذور میانگین مربعات خطا هستند؛ بنابراین هرچه مقدار R^2 بیشتر و RMSE وMAE کم‌تر باشد، مدل از دقت و قدرت بیشتری برخوردار است. مقدار R^2 برای مدل لاسو برابر ۳۱ درصد، برای مدل ستیغی ۳۳ درصد و برای الستیک‌نت برابر ۲۹ درصد بود که این مقدار برای ستیغی دارای بیشترین و برای الستیک‌نت دارای کم‌ترین مقدار بود. مقدار RMSE برای سه مدل لسو، ستیغی و الستیک به ترتیب برابر با ۱۱درصد، ۱۰/۶درصد و =۱۰/۸ درصد بود که لسو دارای بیشترین مقدار و ستیغی دارای کمترین مقدار بود. در نهایت مقدار MAE سه مدل به ترتیب برابر است با =۸/۶ درصد، ۸/۴ درصد و ۸/۵ درصد با توجه به مقادیر ذکر شده، دقت و قدرت مدل ستیغی از دو مدل دیگر بیشتر و دقت مدل لاسو نسبت به دو مدل دیگر کمتر است. در شکل ۸، MAE، RMSE و R^2 نشان داده شده‌است.

جدول ۱۳. قدرت پیش‌بینی سه مدل لاسو، ستیغی و الستیک نت

	RMSE	R^2	MAE
Lasso	۰/۱۱۰۴	۰/۳۱۶	۰/۰۸۶
Ridge	۰/۱۰۶۵	۰/۳۳۷	۰/۰۸۴
Elastic Net	۰/۱۰۸۶	۰/۲۹	۰/۰۸۵

منبع: یافته‌های محقق



شکل۸. برررسی دقت سه مدل

منبع: یافته‌های محقق

۵. بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش بازده شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران را براساس شاخص احساسات سرمایه‌گذار و متغیرهای اقتصاد کلان نظیر نرخ ارز، تورم، رشد اشتغال و تولید ناخالص داخلی پیش‌بینی شد. به منظور پیش‌بینی از چهار مدل رگرسیونی نظیر رگرسیون لجستیک، رگرسیون لاسو، رگرسیون ستیغی و رگرسیون الستیک‌نت استفاده شد. از رگرسیون لجستیک به منظور بررسی پیش‌بینی براساس تک شاخص استفاده‌شد؛ همچنین با مقدار پیش‌بینی براساس همه شاخص‌ها (شاخص احساسات و شاخص‌های اقتصاد کلان) مقایسه گردید که نتیجه حاکی از آن بود که پیش‌بینی لجستیک براساس همه متغیرها نتیجه مطلوب‌تر و دقیق‌تری نسبت به پیش‌بینی لجستیک براساس تک شاخص دارد.

از سه مدل لاسو، ستیغی و الستیک، برای پیش‌بینی براساس همه متغیرها استفاده شد که مطابق با خروجی‌های مدل و مقایسه آن با مقدار واقعی بازده شاخص کل، نتایج نشان داد که هیچ‌کدام از سه مدل نتوانستند منفی بودن بازار را پیش‌بینی نمایند و در چهار ماه، نتایج پیش‌بینی به مقدار واقعی نزدیک بودند. به علاوه، براساس نتایج حاصل از RMSE، MAE و R^2 قدرت و دقت مدل ستیغی بیشتر از دو مدل لسو و الستیک بود و دقت و قدرت دو مدل لسو و الستیک‌نت تقریبا برابر بود.

علاوه بر این با توجه به ماهیت این سه مدل که لسو بعضی از ضرایب مربوط به بعضی از متغیرها را صفر می‌کند اما ستیغی هیچ‌گاه صفر نمی‌کند و الستیک چیزی بین آن دو است، زمانی که به همه متغیرهای مستقل نیاز هست می‌توان از رگرسیون ستیغی و زمانی که به یک سری از متغیرهای اضافی نیاز نیست از مدل لسو می‌توان استفاده نمود.

تحقیقاتی نظیر سینایی و همکاران (۱۳۸۴) و کامروافر و هاشمی (۱۳۹۵) به پیش‌بینی شاخص بورس با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی براساس شبکه‌های عصبی پرداختند. ماسیو و همکاران (۲۰۲۱) شاخص S&P 500 را با استفاده از شاخص احساسات سرمایه‌گذار، شاخص‌های اقتصاد کلان و چند شاخص دیگر براساس روش‌های رگرسیون لجستیک، لاسو و رگرسیون سینک آشپزخانه به‌دست آوردند. هو و همکاران (۲۰۲۱) رابطه احساسات سرمایه‌گذار و بازار را براساس روش مارکوف سوییچینگ بررسی نمودند. نتایج حاصل از این تحقیق می‌تواند برای تحلیل بنیادی کمک‌کننده باشد و برای شرکت‌های سرمایه‌گذاری، سبدگردان و نهادهای مالی مورد استفاده قرار گیرد.

۶. پیشنهادها و محدودیت‌ها

محدودیت اصلی این تحقیق را می توان در دوره زمانی و عدم امکان استخراج برخی داده های معرف شاخص احساسات را عنوان کرد. برای پژوهش های آتی پیشنهاد می‌شود که علاوه بر متغیرهای مورد استفاده در تحقیق حاضر، از متغیرهایی نظیر نسبت ماهانه کدهای معاملاتی فعال به کل کدهای معاملاتی بازار، متوسط بازدهی هفته اول عرضه عمومی اولیه، حجم ماهانه معاملات سهام به وسیله صندوق‌ها و شرکت‌های سبدگردان به حجم کل معاملات بازار، استفاده‌شود.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

1. Altinbas, Hazar and Biskin, Osman Tayfun. (2015). Selecting Macroeconomic Influencers on Stock Markets by Using Feature Selection Algorithms. *Procedia Economics and Finance*, 30, pp. 22-29.

2. Azarbooye, N. (2020). An overview of investor's emotional behavior and its effects on the stock market. *Geography and human relation, 3(2),* 16-26. (in Persian)

3. Aziz Khan, M., & Ahmad, E. (2018). Measurement of Investor Sentiment and Its Bi-Directional Contemporaneous and Lead–Lag Relationship with Returns: Evidence from Pakistan. *Sustainability, 11(1),* 1-20.

4. Badri, A. (2009). Behavioral financial knowledge and asset management. Tehran, Kayhan. (in Persian)

5. Banchit, A., Abidin, S., Lim, s., & Morni, F. (2020). Investor Sentiment, Portfolio Returns, and Macroeconomic Variables. *Journal of Risk and Financial Management, 13(11),* 259-273.

6. Bashir pour, A., Saber, E., & Mohseni, H. (2016). *Market Timing*. Tehran: Bourse Publications affiliated with Bourse Information and Services Company. (in Persian)

7. Borucka, A., & Grzelak, M. (2019). Application of logistic regression for production machinery efficiency evaluation. Applied Sciences, 9(22), 4770.

8. Chen, H., Chong, T. T. L., & She, Y. (2013). A Principal Component Approach to Measuring Investor Sentiment in China. *Quantitative Finance, 14(4),* 573-579.

9. De Long, D., Shleifer, A., Summers, H., & Waldman, J. (1990). Noise Trader Risk in Financial Markets, *Journal of Political Economy*, *98*, 703‑738.

10. Dehghani, M. Mohammad, M & Ansari-samani, H. (2019). Machine learning algorithms for time series in financial markets. *Journal of Soft Computing and Information Technology,*8(3), 1-67.

11. Ebrahimi Sarve Olia, M.H., Babajani, J., Hanafizadeh, P. & Ebadpour, B. (2017). Assessment of the Behavioral Determinants of Individual Investors in Tehran Stock Exchange Based on Structural Equation Modeling. *Journal of Investment Knowledge, 6(22),* 131-146. (In Persian)

12. Fama, E. (1970), Efficient Capital Markets: AReview of Theory and Empirical Work, *Journal of Finance, 25,* 383-417.

13. Farahani, H. (2020), Comparing Linear Regression to Shrinkage Regression Algorithms (RR, Lasso, El Net) Using PTSD Patients' Data. *Journal of Applied Psychological Research, 11(3), 193-206.*

14. Farhadi, R., Akhoundi, O., & Mehr Avar, H. R. (2019). Explaining the Relationship between Herding Behavior and Momentum with Stock Returns: Evidence from the Iran Capital Market. *Journal of Financial Management Perspective, 26,* 121-145. (In Persian)

15. Fayyazi, H., & Goshtasbi Maharlouei, R. (2015). Relationship between Investors Sentiment Index with First and Second Market Indexes in Tehran Stock Exchange (TSE). *Ciência e Natura, 37(4),* 16-24. (in Persian)

16. Ghatak, A. (2017). *Machine Learning with R*. translate: Abbas nezhadvarzi, R., Elikaee Ahari, M., & Vahidi, Javad. (2020). Babol: Fanavari Novin.

17. Hashmi, H., Dadashi, I., Gholamnia, Hamid Reza. & Yahyazadefard, M. (2021). Application of Machine Learning Methods (GPR-LASSO) To predict the Value of Firms Listed in Tehran Stock Exchange, *Journal of Empirical Research in Accounting*, 11(2), 71-98. (in Persian)

18. Heidarpoor, F., Tariverdi, Y., & Mehrabi, M. (2014). The Impact of Investor Sentiment on the Stock Returns. *Quarterly Financial Knowledge of Security Analysis, 6 (1)*, 1-13. (In Persian)

19. Hemmatpour, S. & Hashemi, H. (2011). Using PCA and RDA feature reduction techniques for ranking seismic attributes. *Journal of Earth and Space Physics, 37(4*), 217-227. (in Persian)

20. Hu, J., Sui, Y., & Ma, F. (2021). The Measurement Method of Investor Sentiment and Its Relationship with Stock Market. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 1-11.

21. Kaiser, H. F., & Cerny, B. A. (1977). A Study of a measure of sampling adequacy for factor analytic correlation matrices. *Multivariate Behavior Research, 12*(5), 43-47.

22. Kamravafar, M. & Zabihollah Hashemi, s. (2017). Analysis of Most Important Variables Affecting TEPIX and Modeling Them with Artificial Neural Networks and Comparing Results with Technical Analysis and Elliott Waves. *Financial Engineering & Securities Management*, 8(30), 169-184. (In Persian)

23. Kim, T., & Ha. A. (2010). Investor Sentiment and Market Anomalies. *23rd Australasian Finance and Banking Conference 2010 Paper*.

24 .Larisemnani, B., & Dehkhoda, A. (2020). Investigating the Impact of Mood on the Behavioral Finance Trap of Investors in Tehran Stock Exchange. *Journal of Financial Management Perspective, 30*, 143-162. (in Persian)

25. Lee, P. (2019). The Empirical Study of Investor Sentiment on Stock Return Prediction. *International Journal of Economics and Financial Issues, 9(2)*, 119-124.

26 Link, Lucio and Frota Decourt, Roberto. (2016). Stock returns, macroeconomic variables and expectations: Evidence from Brazil. *Revista científica Pensamiento y Gestión*, (40), pp. 91–112.

27. Maronna, R. A. (2011). Robust ridge regression for high-dimensional data. *Technometrics*. 53(1), 44-53.

28. Mascio, David A. (2018). Forecasting Market Direction with Sentiment Indices.Ph.D.thesis. Edhec Business School.

29. Mascio, David A. Fabozzi, Frank J. & Zumwalt, J. Kenton. (2021). Market timing using combined forecasts and machine learning. *Journal of Forecasting*. 40(1), pp. 1-16.

30. Mazviona, B. W. (2015). Measuring Investor Sentiment on The Zimbabwe Stock Exchange. *Asian Journal of Economic Modelling, 3(2),* 21-32.

31. Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw Hill.

32. Mohaddeth, F. (2010). Principal component analysis and surveying factors. Case study: Extracting assets price index and studying its effect on inflation. Central Bank of Iran, https://cbi.ir/datedlist/4274.aspx. (In Persian)

33 .Osoolian, M., & Safari, M. (2015). Investors trading activity: A behavioral perspective and empirical results. *Journal of Financial Management Perspective, 5(11),* 27-52. (In Persian).

34. Park, H., & Konishi, S. (2015). Robust logistic regression modelling via the elastic net-type regularization and tuning parameter selection. *Journal of Statistical Computation and Simulation*. 86(7), 1-12

35. Pashootanizadeh, H., Ranaei Kordshouli, H., Abbasi, A., & Moosavihaghighi, M. (2020). Simulation the Model of Effects of Behavioral and Macroeconomic Factors on the Tehran Stock Exchange Index with Using System Dynamics Approach. *Journal of Financial Management Perspective, 29,* 89- 124. (in Persian)

36. Pirasteh, A., & Hidarnia, A. (2008). Exploratory Factor Analysis of Psychosocial determinats measures of physical activity amony Iranian adolescent Girls. *Journal of Medical Council of Islamic Republic of Iran, 26(4),* 474-485. (in Persian)

37. Peng, Yaohao. Albuquerque, Pedro Henrique Melo. Kimura, Herbert & Saavedra, Cayan Atreio Portela Bárcena. (2021). *Feature selection and deep neural networks for stock price direction forecasting using technical analysis indicators*. Machine Learning with Applications, 5.

38 .Rodposhti, F. R., Heybati, F., & Mousavi, S. R. (2012). Mathematical Model of Behavioral Approach to Portfolio Selection. *Financial Engineering and Portfolio Management, 3(12),* 17-37. (In Persian)

39. Shah, Dev. Isah, Haruna & Zulkernine, Farhana. (2019). Stock Market Analysis: A Review and Taxonomy of Prediction Techniques. *International Journal of Financial Studies*, 7(2), pp. 26-48.

40. Sheikholeslami, A., Baqeri Khalili, F., & Mahmoodabadi, A. (2012). Application of principal component analysis as a variables reduction technique in freeway accident prediction models; A case study. *Journal of Transportation Engineering, 3(4),* 325-338. (In Persian)

41. Sinaei, H. Mortazavi, S. & Teimuri asl, Y. (2005). Predicting the Tehran Stock Exchange index using artificial neural networks. *Accounting and Auditing Review*, 12(3), 59-83. (In Persian)

42 .Taghavi, R., Dadashi, I., zare bahnamiri, M., & Gholamnia roshan, H. (2020). Predicting Emotional Tendency of Investors Using Support Vector Machine (SVM) and Decision Tree (DT) Techniques. *Financial Engineering and Portfolio Management, 11(45),* 544-570. (In Persian)

43. Tohidi, Mohammad. (2020). Extracting Composite sentiment Index for Tehran Stock Exchange. *Asset Management and Financing, 8(2),* 49-68. (in Persian)

44. Ui Hadia, N., Abdullah, N., & Sentosa, L. (2016). An Easy Approach to Exploratory Factor Analysis: Marketing Perspective. *Journal of Educational and Social Research, 6(1).*

45. Yang, Bing, Zi-Jia Gong, and Wenqi Yang. (2017). Stock Market Index Prediction Using Deep Neural Network Ensemble. Paper Presented at the 2017 36th Chinese Control Conference (CCC), Dalian, China, July 26–28.

46 .Yung-Chou, L. (2005). The trading volume trend, investor sentiment, and stock returns. PhD. Louisiana State University.

47. Zhang, Q., & Yang, S. (2009). Noise Trading, Investor Sentiment Volatility, and Stock Returns. *Systems Engineering — Theory & Practice, 29(3)*, 40–47.

48. Zhong, Xiao & Enke, David. (2019). Predicting the daily return direction of the stock market using hybrid machine learning algorithms. *Financial Innovation*, 5(4).

استناد

طاهرنژاد، فاطمه؛ نجفی، امیرعباس و محسنی، حسین (۱۴۰۱). زمان‌سنجی بازار با در نظرگیری شاخص احساسات سرمایه‌گذار در بورس اوراق بهادار تهران. *چشم‌انداز مدیریت مالی* ، ۱۲(۳۷)، ۱۷۵-۲۰۴.

Citation

Tahernezhad, Fatemeh; Najafi, Amir Abbas & Mohseni, Hosein (2022). Market Timing by Considering the Investor Sentiment Index in Tehran Stock Exchange. *Journal of Financial Management Perspective*, 12(37), 175 - 204. (*in Persian*)