فصلنامه‌ی اقتصاد مقداری

صفحه‌ی اصلی وب سایت مجله:
www.jqe.scu.ac.ir
شاپا الکترونیکی: ۴۲۷۱-۲۷۱۷
شاپا چاپی: ۵۸۵۰-۲۰۰۸

پیش‌بینی ارزش در معرض خطر با رویکرد هوش مصنوعی

محمد زمانی،* قدرت الله امام وردی**، یداله نوری‌فرد،*** محسن حمیدیان،**** سیده محبوبه جعفری*****

** دانشجوی دکتری رشته حسابداری، گروه حسابداری، دانشکده اقتصاد و حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران.*

*** استادیارعلوم اقتصادی، گروه اقتصاد نظری، دانشکده اقتصاد و حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز، تهران، ایران (نویسنده ی مسئول).*

**** استادیار حسابداری، گروه حسابداری، دانشکده اقتصاد و حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران.*

***** دانشیار حسابداری، گروه حسابداری، دانشکده اقتصاد و حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران.*

******استادیار حسابداری، گروه حسابداری، دانشکده اقتصاد و حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران.*

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت: *۲۹ آبان ۱۳۹۹*
تاریخ بازنگری: *۲۶ دی ۱۳۹۹*
تاریخ پذیرش: *۲۹ اسفند ۱۳۹۹*

ارتباط با نویسنده مسئول:
ایمیل: ghemamverdi20@gmail.com
0000-0002-3944-4747

طبقه‌بندی JEL: *G17 ،E37،C63،C53،C15،G32،D81*

واژگان کلیدی:
ریسک بازار، ارزش در معرض خطر، الگوریتم هوش مصنوعی ارتباطی

آدرس پستی: ***تهران - سوهانک –خیابان خندان – خیابان سلمان -مجتمع دانشگاهی ولایت - دانشکده اقتصاد و حسابداری- گروه اقتصاد نظری- کد پستی: ۱۹۵۵۸۴۷۷۸۱***

اطلاعات تکمیلی: این مقاله برگرفته از رساله دکتری آقای محمد زمانی به راهنمایی دکتر نوری فرد و دکتر امام وردی و مشاوره دکتر حمیدیان و دکتر جعفری در دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب است.

قدردانی: از تمامی افراد و موسساتی که در انجام این تحقیق مولف را مساعدت نمودند، قدردانی می‌شود.
تضاد منافع: نویسندگان مقاله اعلام می‌کنند که در انتشار مقاله ارائه شده تضاد منافعی وجود ندارد.
منابع مالی: نویسنده‌ها هیچگونه حمایت مالی برای تحقیق، تألیف و انتشار این مقاله دریافت نکرده‌اند.

چکیده

هدف این پژوهش تحلیل مقایسه‌ای دقت پیش‌بینی روش‌های محاسباتی ریسک بازار در ارزش در معرض خطر با رویکرد هوش مصنوعی ارتباطی است. ارزش در معرض خطر (Var) یک معیار آماری است که حداکثر زیان مورد انتظار از نگهداری یک دارایی یا پرتفوی را در دوره زمانی معین و با احتمال مشخص (سطح اطمینان معلوم) محاسبه و به‌صورت کمی گزارش می‌کند و یکی از مهم‌ترین معیارهای ریسک بازار است که برای مدیریت ریسک مالی به‌کاربرده می‌شود. ریسک‌ها در سطح کلان دارای آثار فراگیر هستند و می‌توانند تأثیرات منفی را در کل بازار مالی برجای بگذارند. بدین‌جهت با استفاده از اطلاعات روزانه قیمت سهام، ارزش در معرض خطر با روش‌های پارامتریک (روش واریانس –کوواریانس)، شبیه‌سازی تاریخی، شبیه‌سازی بوت استرپ بین دوره زمانی ۱۳۹۰ الی ۱۳۹۶ بورس اوراق بهادار تهران برای شرکت‌های نمونه آماری، محاسبه و استفاده شد. پس از کاهش نوسانات روش Bootstrap، Historical و Variance covariance با استفاده از تبدیل موجک برای آموزش مدل‌ها و پیش‌بینی، روش هر ۱۵ روز متوالی را به‌عنوان ورودی (همان متغیر مستقل) در مدل RVM و روز ۱۶ ام به‌عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شد و برای ارزیابی مدل‌ها از دو معیار ارزیابی بانام‌های میانگین مربعات خطا (MSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) استفاده‌شده است برای پیش‌بینی از الگوریتم ماشین بردار ارتباطی استفاده‌شده است. الگوریتم RVM یک مدل غیرخطی است و با انتقال داده ها از فضای ورودی به فضای ویژگی باعث غیرخطی شدن الگوریتم می‌شود. در ماشین بردار ارتباطی از کرنل گوسی برای غیرخطی سازی استفاده‌شده است. نتایج آزمون فرضیه ها و برازش الگوریتم هوش مصنوعی ارتباطی نشان داد که الگوریتم هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی روش‌های روزانه ارزش در معرض خطر با توجه به خطای الگوریتم روش مناسبی است و همچنین در بازار سرمایه ایران پیش‌بینی ارزش در معرض خطر با روش نیمه پارامتریک بوت استرپ باقدرت بالاتری انجام و جهت استفاده توصیه می‌گردد، روش‌های پارامتریک (واریانس - کوواریانس) و شبیه‌سازی تاریخی در رتبه‌های بعدی قرار می‌گیرند. مطالعات انجام‌شده در مورد ارزش در معرض ریسک محدود به یک صنعت و یا با تعریف پرتفویی بوده است و تمام شرکت‌های بورسی موردبررسی قرار نگرفته‌اند، در این مطالعه سعی شد تمام شرکت‌های حاضر در بورس ریسک بازارشان با رویکرد ارزش در معرض ریسک تحت ۳ مدل مهم و پرکاربرد واریانس –کوواریانس، شبیه‌سازی تاریخی، شبیه‌سازی بوت استرپ محاسبه شود و با استفاده از الگوریتم هوش مصنوعی اقدام به‌پیش بینی آن‌ها شده است. به‌نوعی پژوهش‌های پیشین از جامعه آماری کمتر و عدم سنجش کارایی مدل‌ها در عمل برخوردارند.

پرتال جامع علوم انسانی

ارجاع به مقاله:
زمانی، محمد.، امام وردی، قدرت الله.، نوری فرد، یداله.، حمیدیان، محسن و جعفری، سیده محبوبه. (۱۴۰۳). پیش‌بینی ارزش در معرض خطر با رویکرد هوش مصنوعی. *فصلنامه‌ی اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)*، ۲۱(۲)، ۱-۳۳.

https://doi.org/10.22055/jqe.2021.35793.2293

© 2024 Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0 license) (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

۱- مقدمه

پیش‌بینی نوسانات در بازارهاي مالی یک فعالیت بحرانی و کلیدي است و داراي حوزه تأثیرگذاري گسترده‌اي است که شامل سرمایه‌گذاری، ارزش‌گذاری اوراق بهادار، مدیریت ریسک و ایجاد سیاست پولی است، بحرانهای مالی اخیر جهان، حکایت از ضعفهای متعدد سیستمهای مالی دارند که حتی اقتصاد کشورهای کوچک را نیز تحت تأثیر قرار داده اند یکی از مهمترین نکات مربوط به این بحران‌ها این است که ناظران و تصمیم گیران سیستمهای مالی، ابزار لازم را جهت شناسایی فرآیند افزایش بحران و اندازه‌گیری به موقع آن در اختیار ندارند (Rezagholizadeh, M et al., 2023). در دو دهه‌ی اخیر، اکثر مطالعات اقتصاددانان مالي بر روي مدل‌سازی و تخمین نوسان سری‌های زماني اقتصادي متمرکز بوده است. علت این امر عمدتاً به‌واسطه‌ی آن است که از نوسان به‌عنوان معیاري جهت محاسبه‌ی ریسك استفاده می‌شود (Fallahshams et al., 2017). در انتخاب يك پرتفوي مناسب نیز یکي از معیارهاي موردتوجه سرمایه‌گذاران، حداقل ساختن ریسك است. با توجه به این‌که پیش‌بینی نوسان قیمت يك دارايي مقدمه‌ی ارزیابي ریسك سرمایه‌گذاری به شمار می‌رود، ازاین‌رو مدل‌سازی صحیح واریانس حائز اهمیت است (Salehi et al., 2014). با توجه به تغییرات مداوم در عوامل محیطی و نظام‌های اقتصادي، هرروز ریسک‌های متفاوتی بر ساختار مالی مؤسسه‌های مختلف اثر می‌گذارند. مؤسسه‌های مختلف ازجمله شرکت‌های صنعتی، توليدي و خدماتی، مؤسسه‌های پولی و مالی و حتی دولت‌ها با توجه به عملکرد خود با ریسک‌های خاصی مواجه می‌شوند. درواقع نمی‌توان ریسک‌های موجود در بازار را از بین برد، بلکه باید روش‌های مناسبی برای کنترل و به حداقل رساندن آن‌ها به کار گرفت (Raghfar & Ajorlo, 2016). توجه به روند این تغییرات یا همان نوسان، یک عامل حیاتی

برای ارزیابی عملکرد بازارهای مالی است (Bauwens et al., 2012) و در بازارهای مالی تأثیر مهمی در اقتصاد کشورها از طریق ایجاد یا کاهش اطمینان و اعتماد عمومی ایفا می‌نماید (Tehrani et al., 2011). تعدادی از محققین مالی، حسابداری را به‌عنوان یک سیستم اطلاع‌رسانی تلقی می‌کنند و به عقیده برخی از آن‌ها هدف اصلی حسابداری ارائه اطلاعات مفید برای تصمیم‌گیری است. این وظیفه محققین این علم است که اطلاعاتی را فراهم کنند تا تصمیم‌گیرندگان بتوانند بر اساس آن‌ها تصمیم‌گیری صحیحی را اتخاذ نمایند.

امروزه هزینه‌ها و درآمدهای بنگاه‌ها از یک‌سو با ریسک‌های پیچیده حاصل از تعاملات کسب‌وکار جهانی و تصمیم‌گیری‌های مالی و از سوی دیگر با عدم اطمینان از قیمت‌های کالا و نرخ‌های ارز و نرخ‌های بهره و ارزش‌های سهام مواجه هستند. این ریسک‌ها تصمیم‌گیری را در کسب‌وکار پیچیده می‌نماید و بنگاه‌ها را مواجه با وقایعی می‌کند که می‌تواند ارزش بنگاه‌ها را تحت تأثیر قرار دهد. فهم درك صحیح از ریسک‌ها و مدیریت آن‌ها می‌تواند تصمیم‌گیری را بهبود بخشیده و ارزش بنگاه‌ها را حفظ نماید (Rahnamarodposhti et al., 2015).

ارزش در برابر ریسک، معیاری ملموس و در دسترس است که می‌تواند با دیدی کلی در تعیین ریسک‌های آتی، توسعه یابد. محدودیت اصلی این معیار، ایستایی آن است که به همین علت، محققان در پی دستیابی به معیاری پویا برای آن هستند. درهرصورت، ارزش به‌عنوان یکی از روش‌های مدیریت ریسک، پیشرفت خوبی داشته و مدیران و تحلیل‌گران می‌بایستی توجه لازم را به آن داشته باشند.

ارزش در معرض خطر[1] (VAR) یک معیار آماری است که حداکثر زیان مورد انتظار از نگهداری یک دارایی یا پرتفوی را در دوره زمانی معین و با احتمال مشخص (سطح اطمینان معلوم) محاسبه و به‌صورت کمی گزارش می‌کند. هم‌زمان با ظهور ابزارهای مشتقه در دهه هشتاد، مدیریت ریسک با چالش جدیدی فرا روی خود مواجه گردید. چراکه روش‌های سنتی مدیریت ریسک دیگر پاسخ گوی کنترل ریسک‌های ناشی از این نوع ابزارهای نوپا نبود (Joaquin, 2016). شناسایی و مدیریت ریسک از مباحث بسیار مهم و بنیادی در بازارهای مالی به شمار می‌آید. یک رویکرد قدرتمند برای مدیریت ریسک و اندازه‌گیری آن، معیار

[1] Value At Risk

ارزش در معرض خطر می باشد. این معیار به‌عنوان یک معیار آماری، حداکثر زیان احتمالی پرتفوی را در یک دوره زمانی مشخص بابیان کمّی ارائه می‌دهد (Shafiee et al., 2019).

همان‌طور که مشخص است این موارد به‌وضوح از ارزش زیادي در تصمیم‌گیری‌های اقتصادي برخوردار است؛ بنابراین، توجه به این مسائل سبب ایجاد سؤال‌هایی از این قبیل می‌شود که چطور می‌توان به‌طور مؤثری اتفاقات را پیش‌بینی کرد و آیا ممکن است که مشخصاً یک تکنیک ترجیح داده‌شده را انتخاب کرد؟

روش‌های مختلفی که به‌وسیله آن‌ها، چنین پیش‌بینی‌هایی می‌تواند به دست آید در ادبیات این موضوع گسترش‌یافته و در عمل بکار برده شده است. چنین تکنیک‌هایی، در برگیرنده محدوده وسیعی از مدل‌های نسبتاً ساده که از مفروضات ساده استفاده می‌کنند (روش گام تصادفی) تا مدل‌های نسبتاً پیچیده واریانس ناهمسانی شرطی خانواده گارچ[۲] (GARCH) می باشند. از سوي دیگر توسعه روزافزون بازارهاي مالی اهمیت برآورد معیار شناخته‌شده اندازه‌گیری ریسک بازار، ارزش در معرض خطر را بیش از گذشته آشکار ساخته است. یکی از پرکاربردترین شاخص‌های ریسک، ارزش در معرض خطر می باشد که کاربرد آن به‌شدت از دهه ۱۹۹۰ به بعد افزایش‌یافته است. به‌موازات افزایش کاربرد ارزش در معرض خطر در حوزه مدیریت ریسک، اعتبارسنجی پیش‌بینی کننده ارزش در معرض خطر نیز از اهمیت به سزایی برخوردار شده‌اند. ارزش در معرض خطر بیانگر حداکثر زیان مورد انتظار بر روي سبد سرمایه در طول افق زمانی معین در شرایط عادي بازار و در سطح اطمینان معین می باشد (Mohammad Zadeh & Masoud Zadegan, 2017).

مطالعات انجام‌شده در مورد ارزش در معرض ریسک محدود به یک صنعت و یا با تعریف پرتفویی بوده است و تمام شرکت‌های بورسی موردبررسی قرار نگرفته‌اند، در این مطالعه سعی شد تمام شرکت‌های حاضر در بورس ریسک بازارشان با رویکرد ارزش در معرض ریسک تحت ۳ مدل مهم و پرکاربرد واریانس –کوواریانس، شبیه‌سازی تاریخی، شبیه‌سازی بوت استرپ محاسبه شود و با استفاده از الگوریتم هوش مصنوعی اقدام به‌پیش بینی آن‌ها شده است. به‌نوعی پژوهش‌های پیشین از جامعه آماری کمتر و عدم سنجش کارایی پیش‌بینی مدل‌ها در عمل برخوردارند. پژوهش حاضر شاید برای اولین باری است که با این گستردگی محاسباتی در وسعت تمام شرکت‌های بورسی در ایران باشد. فرضیه‌های پژوهش به شرح زیر تدوین‌شده است:

[2] Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

پیش‌بینی ریسک بازار (رویکرد ارزش در معرض ریسک) باهوش مصنوعی ارتباطی در محاسبات بوت استرپ بهتر از روش تاریخی است.

پیش‌بینی ریسک بازار (رویکرد ارزش در معرض ریسک) باهوش مصنوعی ارتباطی در محاسبات بوت استرپ بهتر از روش واریانس -کوواریانس است.

پیش‌بینی ریسک بازار (رویکرد ارزش در معرض ریسک) باهوش مصنوعی ارتباطی در محاسبات واریانس کوواریانس بهتر از روش تاریخی است.

مقالهٔ حاضر شامل پنج بخش است: پس از بیان مقدمه، ادبیات موضوع و پیشینهٔ پژوهش در بخش سوم روش پژوهش، الگو و متغیرهاي پژوهش، توضیح داده می‌شوند. در بخش چهارم نتایج آزمون الگو بیان می‌شود و درنهایت نیز جمع‌بندی از مباحث ارائه خواهد شد.

۲- ادبیات موضوع

ورود به هر فعالیت اقتصادي مستلزم روبه‌رو شدن با درجاتی از ریسک است. ازاین‌رو مساله مدیریت و کنترل ریسک براي مؤسسات مالی به‌خصوص در سال‌های اخیر به‌صورت یک ضرورت درآمده است. مطالعات متعددي در این زمینه انجام پذیرفته و همچنان در حال رشد است مؤسسات مالی که به فعالیت‌های اقتصادي می‌پردازند با ریسک‌های متنوعی مواجه هستند. اندازه‌گیری ریسک به یکی از مسائل مهم برای بسیاری از مدیران و سرمایه‌گذاران تبدیل‌شده است. در این زمینه و بر اساس یافته‌های مطالعات اخیر، چنین استنباط می‌شود که ادبیات مالی بر موضوع مدیریت ریسک توجه خاصی دارد؛ ازاین‌رو، تحلیل‌های ارزش در معرض ریسک برای مدیریت ریسک مالی اهمیت بسزایی دارد (Beik & Khormizi, 2020).

ارزش در معرض ریسک برعکس اندازه‌گیری‌های سنتی ریسک، نمایی کلی و جامع از ریسک پرتفوی که برای محاسبه میزان بدهی به دارایی و هم‌بستگی‌ها و وضعیت‌های جاری به کار می‌رود، ارائه می‌نماید. درنتیجه ارزش در معرض ریسک، واقعاً سنجش ریسک با نگاهی آینده‌نگر است.

سنجه‌های ریسک، نقش بسیار حیاتی در بهینه‌سازی در زمان‌های نامطمئن دارند، به‌خصوص هنگام غلبه بر زیان‌هایی که ممکن است در شرایط مالی صنعت بیمه جبران نشوند. ارزش در معرض ریسک (VaR) به دلیل سادگی یکی از رایج‌ترین سنجه‌ها است که

بیشترین میزان مطالب در قوانین این صنعت را به خود اختصاص داده است (Heidari Haratmeh, 2019). ارزش در معرض خطر، تغییر احتمالی ارزش پرتفوی در اثر تغییر در عوامل بازار ظرف یک دوره زمانی معین را بیان می‌کند، ارزش در معرض خطر که روشی برای اندازه‌گیری ریسک، کاهش قیمت اوراق بهادار یا پرتفوی مالی است، یکی از مهم‌ترین معیارهای ریسک بازار است که به‌طور گسترده برای مدیریت ریسک مالی توسط نهادهای قانون‌گذار مالی و مدیران پرتفوی به‌کاربرده می‌شود. مزیت عمده این روش در این است که می‌تواند ریسک را در یک عدد به شکل خلاصه نشان دهد، برای محاسبه ارزش در معرض خطر، به دانستن ارزش دارایی‌های منفرد در سبد نیاز نیست. تنها پارامتر ضروری، انحراف معیار و ضریب همبستگی دارایی‌ها است. این معیار برآوردی از سطح زیان روی یک پرتفوی یا سبد سرمایه‌گذاری است که به‌احتمال معین کوچکی پیش‌بینی می‌شود که با آن مساوی شود و یا از آن تجاوز کند مدل ارزش در معرض خطر دربردارنده سه عامل اصلی افق زمانی، سطح اطمینان و میزان سرمایه است (Paytakhti Oskooe et al., 2019). ارزش در معرض خطر به‌عنوان یکی از روش‌های ریسک نامطلوب معیاری برای اندازه‌گیری حداکثر زیان احتمالی سبد دارایی است (Paytakhti Oskooe et al., 2019). تخمین‌های نادرست از ارزش در معرض خطر سبد دارایی‌ها می‌تواند بنگاه‌ها را به حفظ ذخایر ناکافی سرمایه برای پوشش ریسک‌های خود هدایت کند، به نحوی که آنها ذخایر سرمایه ناکافی را برای جذب تکانه‌های مالی بزرگ نگهداری کنند(Torki, Leila et al., 2023).پژوهش و تحلیل‌های همه‌جانبه بازارهای اوراق بهادار و نتیجه‌گیری صحیح می‌تواند سرعت رشد و شکوفایی این بازارها را تحقق بخشد. بورس‌های معتبر دنیا نشان داده‌اند که در تأمین و جمع‌آوری سرمایه موفق بوده و این حاصل اعتماد سهامداران به بازارهای سرمایه و کارایی بازار است، به‌نحوی‌که مطمئن هستند سرمایه‌های آن‌ها به هدر نرفته و سودهای معقولی به ارمغان می‌آورد. پژوهش پیرامون مقوله‌های مختلف مؤثر بر بازار سهام می‌تواند به تصمیم‌گیری صحیح سهامداران کمک کند و تخصیص بهینه منابع اقتصادی به نحو مطلوب‌تری صورت گرفته و وضع سرمایه‌گذاری بهتر گردد (Darabi et al., 2017). در این پژوهش هدف این است که با روش هوش مصنوعی ارتباطی پیش‌بینی ارزش در معرض خطر با روش‌های پارامتریک (روش واریانس –کوواریانس)، شبیه‌سازی تاریخی، شبیه‌سازی بوت استرپ را مورد ارزیابی قرار داده و روشی که در بازار ایران استفاده از محاسبات آن به‌عنوان ابزاری برای پیش‌بینی آینده مطلوب است معرفی می‌گردد.

۳- پیشینه تجربی

عبدالقانی[3] (۲۰۰۵)، به تحلیل ارتباط وضعیت مالی شرکت با ریسک بازار پرداختند که نتایج حاکی از تأثیر بااهمیت و زیاد چهار متغیر بازده دارایی، نسبت جاری، رشد سود و نسبت سود سهام پرداختی با ریسک بازار است و متغیرهای نسبت اهرمی، تغییرپذیری سود و بتای سود رابطه ضعیفی با ریسک دارند (Abdelghany, 2005).

کچه‌چا و استریدم[4] (۲۰۱۱) در پژوهشی استفاده از معیارهای مبتنی بر حسابداری سنجش ریسک بازار را به‌عنوان جایگزینی برای بتای بازار پیشنهاد می‌دهد. این مطالعه از داده‌های یک نمونه چهل‌وهفت شرکت بورس اوراق بهادار ژوهانسبورگ شرکت کرد. نتایج اولیه حاکی از وجود یک رابطه آماری معنی‌دار بین معیارهای تغییرپذیری درآمدها و اندازه و ریسک بازار است. نتایج همچنین نشان می‌دهد که متغیرهای حسابداری پیش‌بینی‌های بهتری از ریسک فوق را ارائه می‌دهند (Kachecha & Strydom, 2011).

سنر[5] و همکاران (۲۰۱۲) با ارائه تعريفي به رتبه‌بندی عملکرد مدل‌های متفاوت ارزش در معرض خطر دارایی‌ها پرداخته‌اند. آن‌ها با استفاده از يك تابع زيان جديد و تعريف سنجه‌های تنبيهي متفاوت، نشان دادند که مدل‌های پارامتريك داراي عملكرد بهتري نسبت به ساير مدل‌ها هستند (Sener et al., 2012).

آسف[6] (۲۰۱۵) در پژوهشي به پيش‌بينی ارزش در معرض ريسك در بازار كشورهاي خاورميانه و شمال افريقا پرداخت. وي در اين پژوهش از مدل‌های آرچ نامتقارن براي پيش‌بينی ارزش در معرض ريسك بهره برد و توزيع بازدهي دارايی‌ها را نرمال، نامتقارن و تي استيودنت در نظر گرفت. نتيجه مطالعه وي نشان‌دهنده اين است كه در نظر گرفتن توزيع تي استيودنت، برآورد دقيق‌تری از ارزش در معرض ريسك به دست می‌دهد (Assaf, 2015).

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[3] Abdelghany
[4] kachecha&strydom
[5] Sener
[6] Assaf

غولام و دورینگ[۷] (۲۰۱۷) در مطالعه خود با استفاده از رویکرد ارزش در معرض ریسك بررسي كردند كه آيا نهادهاي مالي آلمان و انگلستان در معرض انتقال ريسك متقابل قرار دارند يا خير و اينكه كدام‌يک از نهادها بيشتر تحت تأثير اين پديده قرار خواهد گرفت. آن‌ها به اين نتيجه رسيدند كه صندوق‌های سرمايه‌گذاری تأمينی[۸]، منشأ اصلي سرايت نوسان‌ها در انگلستان و آلمان هستند درحالی‌که خود آن‌ها نيز در سطح خرد، از سرايت‌پذيری نوسان‌ها تأثير می‌پذيرند. به‌علاوه، شركت‌های بيمه انگلستان نسبت به صنعت صندوق‌های پوششي با شدت و احتمال كمتري در معرض سرايت‌پذيری قرار دارند؛ اما بيشتر تحت تأثير خطرات منتقل‌شده از بانک‌ها قرار دارند كه دلالت بر پيامدهای احتمالی برای سياست‌گذاری دارد. به‌طوركلی، افزايش در سرريزهای ريسک[۹] در زمان‌های فرار قابل‌توجه است و سازگاری مقررات آينده را برای در نظر گرفتن اين پديده پيشنهاد می‌كنند (Ghulam & Doering, 2017).

ژانگ[۱۰] و همكاران (۲۰۱۸)، يک مدل نگاشت تصادفی غيرخطی به نام GELM را معرفی و از آن برای برآورد ارزش در معرض ريسک استفاده كردند. GELM يک مدل ناپارامتريک از انواع مدل‌های GARCH است. نتايج محاسبات برای پيش‌بينی نوسانات و برآورد ارزش در معرض خطر برای بازدهی شاخص ۳۰۰ در بورس چين (CIS300)، مؤيد عملكرد بهتر GELM در كارايی و دقت نسبت به روش‌های مرسوم مانند GARCH بود (Zhang et al., 2018).

هی[۱۱] و همكاران (۲۰۱۸) به بررسی پيش‌بينی ارزش در معرض خطر نرخ تبادلی ارز با استفاده از رويكرد مبتنی بر گروه شبكه باور عميق[۱۲] (DCNN) پرداختند به‌طوری‌كه اجزای داده‌های فردی با استفاده از مدل تجزيه حالت تجربی[۱۳](CEEMD) استخراج و پيش‌بينی‌های فردی در مقياس‌های مختلف را با استفاده از مدل ARMA-GARCH محاسبه كرده‌اند. مطالعات تجربی با استفاده از نرخ‌های عمده تبادلی ارز (شامل دلار استراليا در

[7] Ghulam & Doering (2018)
[8] hedge funds
[9] risk spillovers
[10] Zhang, D (2018)
[11] Kaijian.He (2018)
[12] Deep Convolutional Neural Network(DCNN)
[13] Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition(CEEMD)

برابر دلار (AUD)، دلار در برابر دلار کانادا (CAD)، دلار در برابر فرانک سوئیس (CHF) و یورو در برابر دلار (EURO)) تأئید می‌کند که مدل پیشنهادی فوق عملکرد بهتری را در مقایسه با مدل‌های مبنا و معیار نشان می‌دهد (He et al., 2018).

بیژلیک[14] و همکاران (۲۰۱۹) به مقایسه دقت پیش‌بینی ارزش در معرض خطر و ریزش مورد انتظار[15] نرخ تبادلی ارز در رویکردهای گارچ[16] و شبکه عصبی مصنوعی[17] پرداختند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که در سطح اطمینان ۹۵%، مدل گارچ در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر و شبکه عصبی بازگشتی دریچه دار[18] (GRU) در پیش‌بینی ریزش مورد انتظار عملکرد بهتری داشته‌اند (Bijelic & Ouijjane, 2019).

پاتون[19] و همکاران (۲۰۱۹) مدل‌های نیمه پارامتری پویا برای پیش‌بینی ارزش در معرض خطر را موردبررسی قراردادند. آن‌ها نشان دادند که مدلes-var با روش گارچ توانایی پیش‌بینی دارد (Patton et al., 2019).

کریستوف اگزوست[20] و جاست[21]، ارزش در معرض خطر با استفاده از روش مدل ترکیبی GARCH-EVT[22] را موردبررسی قراردادند. نتایج نشان از عدم بهبود روش نسبت به رویکرد آستانه‌ای ثابت بود (۲۰۲۰) (Echaust & Just, 2020).

تیلور[23] (۲۰۲۰) ترکیبات پیش‌بینی برای ارزش در معرض خطر و ریزش مورد انتظار را موردبررسی قرارداد. وی بیان می‌دارد که درزمینه پیش‌بینی میانگین، مطالعات متعددی نشان داده‌اند که ترکیب اغلب منجر به بهبود دقت می‌شود. وی از امتیازدهی برای تخمین ترکیب وزن برای مقدار در معرض خطر و پیش‌بینی ریزش مورد انتظار استفاده کرد که نتایج

[14] Bijelic, Anna (2019)
[15] Expected Shortfall (ES)
[16] GARCH (1,1)
[17] Recurrent Neural Netwok(RNN)
[18] Gated recurrent unit(GRU)
[19] Andrew J.Patton (2019)
[20] Krzysztof Echaust (2020)
[21] Małgorzata Just (2020)
[22] Generalized Autoregressive Conditional Heterosedasticity -Eye Vision Technology
[23] James W.Taylor (2020)

حاصل از پنج شاخص سهام نشان داد که ترکیب نسبت به روش‌های دیگر برای سطح احتمال ۱٪ و ۵٪ عملکرد بهتری دارد (Taylor, 2020).

طالب‌نیا و احمدی نظام‌آبادی (۱۳۸۹) به بررسي قدرت پيش‌بيني مدل سه عاملي فاما و فرنچ و مدل ارزش در معرض خطر در انتخاب پرتفوي بهينه سهام شركت‌هاي پذيرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند نتايج نشان داد كه مدل سه عاملي فاما و فرنچ قدرت پيش‌بيني پرتفوي بهينه را دارد ولي مدل ارزش در معرض خطر قدرت پيش‌بيني پرتفوي بهينه را ندارد (Talibnia & Ahmadi Nezamabadi, 2010).

فصیحی و همکاران (۱۳۹۰) به بررسی کاربرد الگوی ارزش در معرض ریسك در مدیریت سبد سرمایه‌گذاری فناورانه بصورت مطالعه موردی در صنعت نفت ایران پرداختند. آنان در چارچوب نظریه کلی سبد، الگویی را با مناسب‌سازی مفهوم ارزش در معرض ریسك توسعه داده و برای انتخاب سبد فناوری به کار گرفتند. الگوی معرفی شده آنان قادر است با محاسبه میزان توانمندی سبد فناوری در دستیابی به اهداف راهبردی و پشتیبانی از آن‌ها، تصمیم‌گیرندگان را در فرآیند سرمایه‌گذاری بر هر سبد فناوری یاری نماید (Fassihi et al., 2011).

نریمانی و همکاران (۱۳۹۲) کاربرد روش شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های واریانس ناهمسانی شرطی در محاسبه ارزش در معرض خطر را موردمطالعه قراردادند. در این پژوهش از کلیه مدل‌های مبتنی بر واریانس ناهمسانی شرطی شامل GARCH، EGARCH، CGARCH، TARCH و GARCH-M و روش شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ارزش در معرض خطر پرتفویی متشکل از ۵۰ شرکت با نقد شوندگی بالا استفاده‌شده است. سپس نتایج به‌دست‌آمده با استفاده از آزمون‌های پوشش غیرشرطی کوپیک موردبررسی قرار گرفت. درنهایت مدل شبکه عصبی در مقایسه با سایر روش‌های مبتنی بر واریانس ناهمسانی شرطی، عملکرد بهتری را بر اساس آزمون کوپیک داشته است (Narimani et al., 2013).

غفاری و همکاران (۱۳۹۳) بررسی توان تبیین مدل‌های شبکه عصبی در سنجش میزان ارزش در معرض خطر را انجام دادند و بیان کردند که بر اساس آزمون کوپیک[۲۴] بیان‌کننده آن است که شبکه عصبی فوق در سطح اطمینان ۹۹٪ توانست از بین ۲۱ شرکت سرمایه‌گذاری موردبررسی ارزش در معرض خطر ۱۵ شرکت را به‌درستی محاسبه نماید و در این سطح خود را موفق نشان دهد، ولی در سطوح دیگر اطمینان قادر به پیش‌بینی درست

24 Kupiec Proportion of Failure Test

نبود. همچنین بر اساس آزمون کریستوفرسن[۲۵] در سطح اطمینان ۹۹٪ در ۴۲/۸٪ مواقع تخطی داده‌ها از یکدیگر مستقل و در ۵۷/۲٪ مواقع شکست‌ها و پیروزی‌ها با یکدیگر در ارتباط می باشند. از طرف دیگر ساختارهاي گوناگون شبکه فوق داراي نتایج متفاوتی است و در حوزه مالی ما براي رسیدن به نتیجه مطلوب و پیش‌بینی بهینه‌تر نیازمند به ساختارهای با لایه های بیشتر است، درحالی‌که در سایر علوم ما نیاز به تعداد لایه های کمتري است (Ghaffari et al., 2014).

حمیدیان و همکاران (۱۳۹۵) به پیش‌بینی ریسک سیستماتیک شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم‌های کلونی مورچه‌ها و لارس[۲۶] پرداختند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که الگوریتم کلونی مورچگان با خطای ۱/۲۵۲ درصد و الگوریتم لارس با ۱/۵۶۳ درصد توانایی پیش‌بینی ریسک سیستماتیک رادارند. درواقع می‌توان اذعان نمود که الگوریتم‌های به‌کاررفته شده با دقت بالایی توانایی کشف ریسک سیستماتیک را دارد (Hamidian et al., 2016).

ابراهیمی و همکاران (۱۳۹۶) در پژوهشی تحت عنوان برآورد ارزش در معرض ریسك و ریزش مورد انتظار پرتفوي با استفاده از نظریه امکان و الزام فازي[۲۷]، به بررسی این موضوع پرداختند. در این پژوهش، کلیه برآوردها با دو فرض توزیع نرمال و t استیودنت انجام‌شده و نتایج به‌دست‌آمده از حل مدل با داده‌های عددي، نشان‌دهنده این است که لحاظ توزیع t و نیز عوامل ریسك به‌صورت متغیر تصادفي، سبب ایجاد برآوردهاي محافظه‌کارانه‌تري براي دو سنجه‌ی مدنظر شده است (Ebrahimi et al., 2017).

بت‌شکن و همکاران (۱۳۹۷) برآورد و ارزیابی ارزش در معرض ریسک و ریزش مورد انتظار ناپارامتریک بر مبنای تحلیل مؤلفه‌های اساسی در بورس اوراق بهادار تهران انجام دادند. بررسی‌های انجام‌گرفته توسط تکنیک‌های پس آزمایی حاکی از نتایج قابل‌اتکای این روش و روش مرسوم شبیه‌سازی مونت‌کارلو وبرتری این دو روش در مقایسه با روش ریسک متریکس[۲۸] است؛ همچنین بررسی زمان لازم برای محاسبه ارزش در معرض ریسک و ریزش مورد انتظار نشان‌دهنده سرعت بیشتر روش شبیه‌سازی مونت‌کارلو بر مبنای تحلیل

[25] Christoffersen Independence Test

[26] Ant Colony Algorithms

[27] Possibility and necessity measures

[28] Risk Metrics

مؤلفه‌های اساسی نسبت به روش مرسوم شبیه‌سازی مونت‌کارلو است (Botshekan et al., 2019).

راستگو و پناهیان (۱۳۹۷) در پژوهشی با عنوان طراحی و تبیین مدل برآورد ریسک سیستماتیک به روش فوق ابتکاری در بورس اوراق بهادار تهران؛ رویکرد تطبیقی مدل اقتصادسنجی رگرسیون گام‌به‌گام (انتخاب پیشرو) و روش هوش مصنوعي (از طریق ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و پرواز پرندگان در انتخاب عوامل مؤثر و مدل‌سازی آن از طریق ترکیب و پیاده‌سازی الگوریتم ارزیاب سرمایه‌گذاری داده‌های پویاي تکاملي بر روي الگوریتم‌های مذکور) نشان دادند که مدل مبتني بر هوش مصنوعي با ضریب همبستگي ۹۴ درصد دقت پیش‌بینی به‌مراتب بالاتري را از خود نشان داد (Rastgoo & Panahian, 2018).

نادری‌نورعینی (۱۳۹۷) دست به انتخاب روش بهینه‌ی محاسبه‌ی ارزش در معرض خطر صندوق‌های سرمایه‌گذاری زد. درواقع انتخاب روش بهینه از بین سه روش پارامتریک، شبیه‌سازی تاریخی و شبیه‌سازی مونت‌کارلو در سطوح اطمینان ۹۹، ۹۷/۵ و ۹۵ درصد است تا بهترین روش پیش‌بینی ضررهای احتمالی صندوق‌های سرمایه‌گذاری ایران مشخص شود. در این پژوهش، هر سه روش پارامتریک، شبیه‌سازی تاریخی و شبیه‌سازی مونت‌کارلو با آزمون کوپیک[۲۹] تأیید شد؛ اما بیشترین سطوح اطمینانی که با آزمون‌های اعتبارسنجی تأیید شد، سطح اطمینان ۹۹ درصد بود؛ به‌عبارت‌دیگر، مشخص شد سطح اطمینان ۹۹ درصد، کمترین انحراف را نسبت به میانگین ایجاد می‌کند و بهترین سطح برای استفاده در روش‌های مختلف محاسبه‌ی ارزش در معرض خطر است (Naderi Nooreini, 2018).

عاطفی و رشیدی رنجبر (۱۳۹۸) به برآورد ارزش در معرض ریسک با استفاده از رویکرد ترکیبی EVT-CIPRA در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. داده‌های پژوهش مربوط به شاخص کل و شاخص صنعت بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۸۷ الی ۱۳۹۶ است این رویکرد با روشEVT-GARCH در سطوح ۹۹ و ۹۹/۵ درصد برای برآورد ارزش در معرض ریسک مقایسه شده است و نتایج حاصل از آزمون‌های پس آزمایی نشان از این دارد که رویکرد ترکیبی EVT-Cipra عملکرد بهتری دارد (Atefi & Rashidi Ranjbar, 2019).

پایتختی اسکویی و همکاران (۱۳۹۸) سبد بهینه سهام با استفاده از معیار ارزش در معرض خطر را از داده‌های قیمت هفتگی سهام ۱۷ شرکت سیمانی منتخب که اطلاعات آن‌ها در دوره زمانی موردبررسی (از دی‌ماه ۱۳۹۱ تا فروردین‌ماه ۱۳۹۶) بررسی کردند. نتایج

[29] Kupiec Proportion of Failure Test

به‌دست‌آمده بالاترین وزن در سبد بهینه به سهامی تعلق دارد که بازدهی مورد انتظاری بالایی داشته و پایین‌ترین ارزش در معرض خطر را در بین شرکت‌های موردمطالعه دارند (Paytakhti Oskooe et al., 2019).

نبوی چاشمی و همکاران (۱۳۹۹) ارزش در معرض ریسک در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از رویکردهای پارامتریک و ناپارامتریک را موردبررسی قراردادند. نتایج نشان می‌دهد که الگوی میانگین متحرک موزون نمایی[۳۰](EWMA) از کارایی و دقت بالاتری نسبت به مدل‌های دیگر برخوردار است. همچنین نتایج این تحقیق نشان می‌دهد بر اساس نسبت تخطی و آزمون‌های پس آزمایی[۳۱]، مدل‌های ناپارامتریک ازجمله شبیه‌سازی مونت‌کارلو، ارزش در معرض ریسک را بیشتر از حد برآورد کرده است (Nabavi Chashmi et al., 2018).

مطالعات انجام‌شده در این مورد محدود به ریسک سیستماتیک با محاسبات بتای سالانه یک صنعت و یا تعریف پرتفوی‌ای بوده و تمام شرکت‌های بورسی موردبررسی قرار نگرفته‌اند، در این مطالعه جهت رفع این کمبود، روش ارزش در معرض خطر در سطح شرکت‌ها به‌صورت سلولی و روزانه محاسبه و با استفاده از این داده اقدام به‌پیش بینی ارزش در معرض خطر گردید و ازلحاظ نوع داده و روش کار متفاوت با پژوهش‌های پیشین است.

۴- روش پژوهش

متغیر استفاده‌شده در این پژوهش بازدهي داده‌های روزانه شاخص است که یک متغیر کمي و پیوسته است، به‌صورت بازده مرکب پیوسته (بازده لگاریتمي) و بر اساس فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$r_t = \ln\left(\frac{pt}{p_{t-1}}\right) \quad (۱)$$

p_t: قیمت پایانی سهم در پایان روز t

p_{t-1}: قیمت پایانی سهم در پایان روز t-1

$$P\,(r \le VaR\,(\alpha,k)) = ۱-\alpha \quad (۲)$$

[30] Exponentially weighted moving variance

[31] backtesting

P_t و r_t در روابط فوق به ترتیب بیانگر قیمت و بازده دارایی در زمان t می باشند. α سطح اطمینان و k دوره زمانی است که ارزش در معرض خطر برای آن محاسبه می‌گردد. بر اساس تعریف ارائه‌شده توسط جوریون[۳۲] (۲۰۰۰) با فرض صفر بودن باردهی مورد انتظار، محاسبه‌ی ارزش در معرض خطر مبتني بر يك توزيع نرمال به‌صورت زیر خواهد بود (Jorion, 2000):

$$VAR_t^N = z_\alpha \hat{\sigma}_t + \mu \quad (۳)$$

به‌طوری‌که z_α معرف صدکα ام دنباله سمت چپ توزیع نرمال استاندارد است.

طبق تقسیم‌بندی انگلیدیس و دگیاناکیس[۳۳] (۲۰۰۵) روش‌های محاسبه ارزش در معرض خطر در این پژوهش به شرح زیر است (Angelidis & Degiannakis, 2005):

۱-۴- روش پارامتریک (روش واریانس–کوواریانس)

درروش پارامتریک برای محاسبه پارامترهای موردنیاز ماتریس کوواریانس ازجمله میانگین و انحراف معیار از اطلاعات تاریخی استفاده می‌شود. این اطلاعات معمولاً در دسترس است. همچنین برای محاسبه در این روش نیازی به دانستن ارزش دارایی‌های منفرد در پرتفوی نیست تنها پارامتر موردنیاز انحراف معیار و ضریب همبستگی دارایی‌ها است. لذا محاسبه ارزش در معرض خطر درروش پارامتریک نسبتاً آسان است و به قدرت محاسباتی خیلی نیاز ندارد (Eqbalnia, 2008). با توجه به توزیع نرمال احتمال قرار گرفتن بازدهی (زیان) در قسمت گوشه سمت چپ منحنی توزیع نرمال p[Z<z] برابر است با احتمال نرمال استاندارد P[Z<z]=Za. با تفسیر تعریف ارزش در معرض خطر احتمال اینکه ارزش پرتفوی با انحراف معیار بازدهی مشخص و با سطح احتمال معین از ارزش مفروض کمتر باشد از طریق معادله زیر قابل‌اندازه‌گیری است (Sajjad & Taherifar, 2016).

$$VaR = M.Z\alpha.\sigma\sqrt{T} \quad (٤)$$

به‌طوری‌که:

VaR: ارزش در معرض خطر

α:سطح عدم اطمینان

M: ارزش بازار دارایی

[32] Jorion

[33] Angelidis and Degiannakis

T: طول دوره زمانی محاسبه بازده می‌باشند.

۴-۲- روش شبیه‌سازی تاریخی (*HS*)[۳۴]

مهم‌ترین روش ناپارامتریک محاسبه ارزش در معرض خطر که به‌طور وسیعی در مطالعات مالی مورداستفاده قرار می‌گیرد، شبیه‌سازی تاریخی است که به هیچ‌گونه فرض خاصی در مورد توزیع بازده‌ها نیاز ندارد و ارزش در معرض خطر را به‌عنوان چارک یا صدکی از توزیع تجربی بازده‌های تاریخی از یک پنجره متحرک دوره‌های گذشته نزدیک برآورد می‌کند (Butler & Schachter, 1997; Pritsker, 2006). مدل‌های تاریخی VaR فرض می‌کنند تمامی تغییرات احتمالی آینده درگذشته مشاهده‌شده‌اند، بنابراین توزیع شبیه‌سازی‌شده تاریخی با توزیع بازدهی‌ها برای یک افق زمانی معین در آینده یکسان است (Alexander, 2009). در ابتدا یک سری توزیع مناسب برای پرتفوی دارایی‌ها استخراج می‌شود. به کمک محاسبه بازده لگاریتمی و مرتب‌سازی داده‌ها توزیع بازده تجربی قابل‌استخراج خواهد بود. با در اختیار داشتن توزیع بازده و کوانتایل[۳۵] موردنظر به‌راحتی می‌توان مقدار VaR را استخراج کرد.

۴-۳- روش شبیه‌سازی بوت استرپ (تاریخی فیلتر شده (*FHS*))

این روش ازجمله روش‌های نیمه پارامتریک است که توسط بارونی- ادسی[۳۶] و همکاران (Barone-Adesi et al., 1999) و بارونی- ادسی و گیانوپلس[۳۷] (Barone-Adesi & Giannopoulos, 2000) ارائه‌شده است. هدف از ارائه این روش، ترکیب مزیت‌های روش HS، باقدرت و انعطاف‌پذیری مدل‌های نوسان پذیری شرطی مانند GARCH است. درروش FHS به‌منظور در نظر گرفتن واریانس ناهمسانی از مدل (GARCH 1,1) استفاده‌شده است؛ بنابراین:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t,\ \varepsilon_t \sim N(0,\sigma_t) \qquad (۵)$$

$$\sigma_t^2 = c_0 + c_1\varepsilon_{t-1}^2 + d_1\sigma_{t-1}^2 \qquad (۶)$$

[34] Historical Simulation

[35] Quantile Regression TEST

[36] Barone-Adesi (1999)

[37] Giannopoulos (2000)

در معادله بالا C_0 به‌عنوان جزء ثابت؛ و σ_{t-1} که نشان‌دهنده واریانس دوره‌های گذشته است و ε_{t-1} که شامل اطلاعاتي در مورد نوسان‌های از دوره‌های گذشته است و از طریق وقفه‌های توان دوم پسماندهاي معادله میانگین محاسبه می‌شود.

۴-۴- روش هوش مصنوعی ماشین بردار ارتباطی

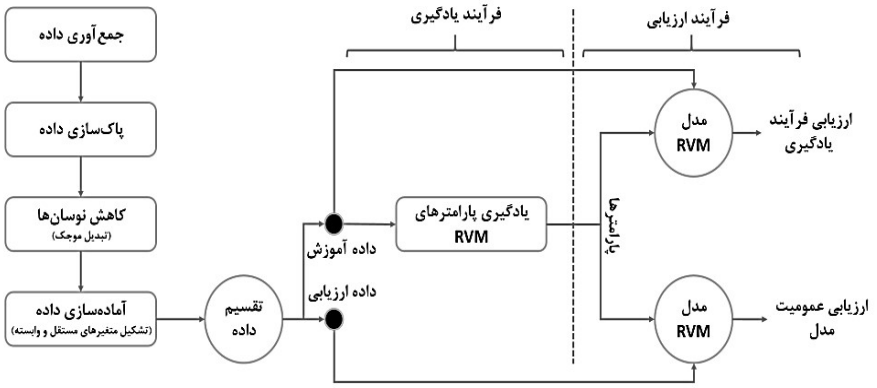
مدل ماشین بردار ارتباطی برای رگرسیون به شکل تعریف می‌شود (Tipping, 2000).

$$y(x) = \sum_{i=1}^{M} w_i \phi_i(x) = w^T \phi\ (x(\quad (۷)$$

که در آن M تعداد متغیرهای مستقل (ویژگی‌ها) به‌علاوه یک است که درواقع یک‌ترم عرض از مبدأ[۳۸] هم به آن اضافه‌شده است و $\phi_i(\boldsymbol{x})$ تابع پایه غیرخطی ثابتی از متغیر مستقل iام شرکت $\boldsymbol{x}$ است و ناشناخته و دارای ابعاد بالا است. ϕ داده‌های ورودی را از فضای غیرخطی ورودی مسئله به فضای خطی ویژگی نگاشت می‌دهد و در حالت کلی بُعد فضای ویژگی ممکن است کمتر یا مساوی بی‌نهایت باشد(Fereydoni et al., 2020). در این قسمت نحوه طراحی و پیاده‌سازی الگوریتم ماشین بردار ارتباطی (RVM) پرداخته‌شده است. شکل ۱ فرآیند کامل روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. ۶ فرآیند در روش پیشنهادی وجود دارد که به ترتیب عبارت است از جمع‌آوری داده‌ها، پاک‌سازی داده‌ها، کاهش نوسانات روش‌ها، آماده‌سازی داده‌ها، فرآیند آموزش مدل‌ها با استفاده از داده‌های آموزشی و درنهایت ارزیابی مدل‌های آموزش داده‌شده با داده‌های ارزیابی که تاکنون توسط الگوریتم‌ها مشاهده نشده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[38] Bias



شکل ۱. نحوه طراحی و پیاده‌سازی الگوریتم ماشین بردار ارتباطی (RVM)

Figure 1. The proposed process of prediction

بازدهي داده‌های روزانه با استفاده از قیمت پایانی سهام در هرروز طبق فرمول بیان‌شده در قسمت تعریف متغیرهای عملیاتی محاسبه شد و سپس ارزش در معرض خطر تمام شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از بازده روزانه، روش‌های بوت استرپ، تاریخی و واریانس و کوواریانس در سطح هر شرکت موردمحاسبه قرار گرفت. بازه زمانی از سال ۹۰ تا ۹۶ به مدت ۷ سال به شرح زیر انتخاب شد. مرحله اول انتخاب داده‌ها است. در محاسبات انجام‌شده با سه روش فوق در بورس اوراق بهادار تهران به مدت ۷ سال برای مجموع ۱۶۸۴ روز برابر داده‌های روزانه ۷ سال (حدود ۲۱۴۱ روز)، ۴۷۵ روز در بورس به دلایل مختلف ازجمله تعطیلی بازار بورس و غیره فاقد داده بود. برای شرکت‌ها جهت حفظ پیوستگی مقادیر روز قبلشان در محاسبه لحاظ گردید.

۵- یافته‌ها

۵-۱- آمار توصیفی

پس از جمع‌آوری داده‌ها و محاسبه متغیرهای پژوهش، پارامترهای توصیفی هر متغیر به‌صورت جداگانه محاسبه شدند که در جدول ۱ نشان داده‌شده است.

جدول ۱. آمار توصیفی متغیرهای پژوهش
مأخذ: یافته‌های محقق

Table 1. Descriptive statistics of the research variables
Source: Research findings

متغیر	میانگین	میانه	حداکثر	حداقل	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
Bootstrap	۸۵/۶۶	۸۴/۲۵	۱۵۳/۲۲	۲۷/۳۹	۳۷/۵۹	-۰/۰۵	۲/۹۶
Historical	۱۸۱/۹۹	۱۵۰/۲۳	۴۱۳/۶۴	۷۰/۶۴	۷۴/۱۵	۰/۷۶	۳/۴۵
Variance Covariance	۸۷/۹۵	۶۵/۲۵	۱۵۵/۸۱	۲۸/۰۷	۳۸/۱۹	-۰/۰۶	۳/۲۹

با توجه به نتایج آمار توصیفی می‌توان بیان کرد که میانگین ارزش در معرض خطر با روش تاریخی نسبت به دو روش دیگر بالاتر است و تفاوت بین بالاترین عدد و پایین‌ترین عدد و به تعبیر دیگر انحراف معیار این روش نسبت به روش‌های دیگر بیشتر است.

۶- نتایج تجربی

قبل از آموزش باید مجموعه ۲۱۴۱ روش روزانه جمع‌آوری‌شده بین سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۶ کاهش نوسانات یا اصطلاحاً کاهش نویز سیگنال گردد. به این معنی که به دلیل تغییرات عرضه و تقاضا، تغییرات نرخ ارز و غیره روش‌ها دارای نوسان قابل‌توجه است که معمولاً این نوسانات واقعی نیستند و بلکه تحت تأثیر یکسری از شرایط به وجود آمده‌اند. ابتدا باید به‌نوعی آن‌ها را کاهش داد. شکل ۲ نمودار روش بوت استرپ[۳۹] برحسب روزها برای سال ۹۵ نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود روش بوت استرپ دارای نوسانات غیرواقعی زیادی است برای اینکه این نوسانات را کاهش داد از تبدیل موجک برای کاهش نویز استفاده‌شده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[39] Bootstrap

شکل ۲. متوسط روند پیشنهادی پیش‌بینی
مأخذ: یافته‌های محقق

Figure 2. Unrealistic fluctuations of the Bootstrap method in 2016
Source: Research findings

پس از کاهش نوسانات روش‌های بوت استرپ، واریانس -کوواریانس[۴۰]، تاریخی [۴۱] با استفاده از تبدیل موجک برای آموزش مدل‌ها و پیش‌بینی، روش هر ۱۵ روز متوالی را به‌عنوان ورودی (همان متغیر مستقل) در مدل RVM و روز ۱۶ ام به‌عنوان متغیر وابسته را به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. برای بیان بهتر این موضوع چند نمونه را در
جدول ۲ نشان داده‌شده است. به‌جای تاریخ‌های نوشته‌شده در جدول نرخ روش‌ها قرار می‌گیرد تا به‌عنوان ورودی به الگوریتم RVM داده شود. برای ارزیابی مدل‌ها از دو معیار ارزیابی بانام‌های میانگین مربعات خطا[۴۲] (MSE)، میانگین قدر مطلق خطا[۴۳] (MAE) استفاده‌شده است که با استفاده از روابط زیر محاسبه می‌گردند.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - d_i)^2 \qquad (۸)$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - d_i| \qquad (۹)$$

که در روابط بالا d_i و y_i به ترتیب متغیر وابسته واقعی و متغیر وابسته پیش‌بینی‌شده توسط هر الگوریتم است و n تعداد نمونه‌ها و $\bar{d}$ میانگین متغیر وابسته واقعی را نشان می‌دهد. هرچقدر مقدار MSE و MAE نزدیک‌تر به صفر باشند، پیش‌بینی الگوریتم‌ها به واقعیت نزدیک‌تر است. معمولاً در پژوهش‌ها برای بررسی فرضیه‌ها از MSE استفاده

[40] Variance-covariance
[41] Historical
[42] Mean Squared Error
[43] Mean Absolute Error

می‌شود زیرا این معیار هم میانگین خطا و هم واریانس خطا را نشان می‌دهد و هرچقدر کوچک‌تر باشد، میانگین و واریانس خطا کمتر است.

جدول ۲. نمایش ورودی و خروجی مدل RVM
مأخذ: یافته‌های محقق

Table 2. Input and output of the RVM model - the Related method will be written instead of the dates. (Dates are in the solar calendar)
Source: Research findings

نمونه	متغیر مستقل														متغیر وابسته
۱	۹۳/۰۱/۱	۹۳/۰۱/۲	۹۳/۰۱/۳	۹۳/۰۱/۴	۹۳/۰۱/۵	۹۳/۰۱/۶	۹۳/۰۱/۷	۹۳/۰۱/۸	۹۳/۰۱/۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۶
۲	۹۳/۰۱/۰۲	۹۳/۰۱/۳	۹۳/۰۱/۴	۹۳/۰۱/۵	۹۳/۰۱/۶	۹۳/۰۱/۷	۹۳/۰۱/۸	۹۳/۰۱/۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۵	۹۳/۰۱/۱۷
۳	۹۳/۰۱/۰۳	۹۳/۰۱/۴	۹۳/۰۱/۵	۹۳/۰۱/۶	۹۳/۰۱/۷	۹۳/۰۱/۸	۹۳/۰۱/۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۵	۹۳/۰۱/۱۶	۹۳/۰۱/۱۸
۴	۹۳/۰۱/۰۴	۹۳/۰۱/۵	۹۳/۰۱/۶	۹۳/۰۱/۷	۹۳/۰۱/۸	۹۳/۰۱/۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۵	۹۳/۰۱/۱۶	۹۳/۰۱/۱۷	۹۳/۰۱/۱۹
۵	۹۳/۰۱/۰۵	۹۳/۰۱/۶	۹۳/۰۱/۷	۹۳/۰۱/۸	۹۳/۰۱/۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۵	۹۳/۰۱/۱۶	۹۳/۰۱/۱۷	۹۳/۰۱/۱۸	۹۳/۰۱/۲۰
۶	۹۳/۰۱/۰۶	۹۳/۰۱/۷	۹۳/۰۱/۸	۹۳/۰۱/۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۵	۹۳/۰۱/۱۶	۹۳/۰۱/۱۷	۹۳/۰۱/۱۸	۹۳/۰۱/۱۹	۹۳/۰۱/۲۱
۷	۹۳/۰۱/۰۷	۹۳/۰۱/۸	۹۳/۰۱/۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۵	۹۳/۰۱/۱۶	۹۳/۰۱/۱۷	۹۳/۰۱/۱۸	۹۳/۰۱/۱۹	۹۳/۰۱/۲۰	۹۳/۰۱/۲۲
۸	۹۳/۰۱/۰۸	۹۳/۰۱/۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۵	۹۳/۰۱/۱۶	۹۳/۰۱/۱۷	۹۳/۰۱/۱۸	۹۳/۰۱/۱۹	۹۳/۰۱/۲۰	۹۳/۰۱/۲۱	۹۳/۰۱/۲۳

۹	۹۳/۰۱/۰۹	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۸	۹۳/۰۱/۱۶	۹۳/۰۱/۱۷	۹۳/۰۱/۱۸	۹۳/۰۱/۱۹	۹۳/۰۱/۲۰	۹۳/۰۱/۲۱	۹۳/۰۱/۲۲	۹۳/۰۱/۲۳	۹۳/۰۱/۲۴
۱۰	۹۳/۰۱/۱۰	۹۳/۰۱/۱۱	۹۳/۰۱/۱۲	۹۳/۰۱/۱۳	۹۳/۰۱/۱۴	۹۳/۰۱/۱۸	۹۳/۰۱/۱۶	۹۳/۰۱/۱۷	۹۳/۰۱/۱۸	۹۳/۰۱/۱۹	۹۳/۰۱/۲۰	۹۳/۰۱/۲۱	۹۳/۰۱/۲۲	۹۳/۰۱/۲۳	۹۳/۰۱/۲۴	۹۳/۰۱/۲۵

۱۱ ماه اول هرسال به‌عنوان داده‌های آموزش به فرمتی مشابه جدول ۲ استفاده گردید. سپس نمونه‌های یازده ماه اول هرسال به‌عنوان داده‌های آموزش به فرم جدول ۲ در نظر گرفته شد و الگوریتم RVM با استفاده از این داده‌ها مدل خود را یاد بگیرد. برای داده‌های ارزیابی ماه آخر هرسال به‌عنوان داده ارزیابی در نظر گرفته‌شده است. در این سناریو فرض شد که اطلاعات درست و دقیق ۱۵ روز گذشته وجود دارد و روز ۱۶ام پیش‌بینی می‌شود. به‌عنوان‌مثال با استفاده از اطلاعات روز اول تا پانزدهم اسفندماه در سال ۱۳۹۳، روز شانزدهم را می‌توان توسط الگوریتم RVM پیش‌بینی کرد. درواقع این الگوریتم‌ها با استفاده از حافظه بلندمدت موجود درروند روش‌ها پارامترهای خود را یاد می‌گیرند و حال بررسی این موضوع است که آیا قدرت پیش‌بینی روش را برای یک روز بعد دارند؟

نتایج الگوریتم برای پیش‌بینی روش بوت استرپ، واریانس-کواریانس، تاریخی از انتهای سال ۱۳۹۰ تا انتهای سال ۱۳۹۶ در قالب سه زیر بخش پیش‌بینی روش بوت استرپ، پیش‌بینی روش تاریخی و پیش‌بینی روش واریانس -کوواریانس بیان می‌گردد. برای پیش‌بینی این سه متغیر از الگوریتم ماشین بردار ارتباطی استفاده‌شده است. در ماشین بردار ارتباطی از کرنل گوسی[44] زیر برای غیرخطی سازی استفاده‌شده است که در رابطه زیر تابع کرنل آن نشان داده‌شده است.

$$K\left(x_i, x_j\right) = \exp\left(-\frac{\left\|x_i - x_j\right\|^2}{2 \times \sigma^2}\right) \qquad (۱۰)$$

که مقدار $\sigma = 1.5$ است و x_i نشان‌دهنده متغیرهای مستقل انتخابی است. پس از آموزش مدل با استفاده از داده‌های آموزشی پارامترهای مدل ذخیره می‌گردد تا در مرحله ارزیابی از آن استفاده گردد.

[44] Cornell Gauss

۱-۶- پیش‌بینی روش Bootstrap

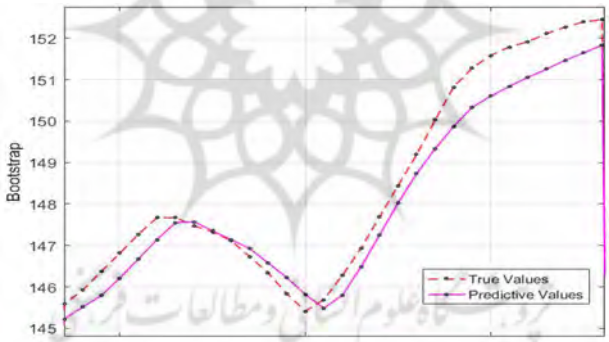
در **جدول ۳** میزان خطای MSE و MAE برای داده‌های آموزش و داده‌های ارزیابی برای الگوریتم RVM مشاهده می‌گردد.

جدول ۳. نتایج پیش‌بینی روش Bootstrap در مرحله آموزش و سناریو ارزیابی اول
مأخذ: یافته‌های محقق

Table 3. Predictive results of the Bootstrap method in the training phase and the first evaluation scenario
Source: Research findings

	مرحله یادگیری		مرحله ارزیابی-سناریوی اول	
	MAE	MSE	MAE	MSE
RVM	۰/۱۱۳۸	۰/۰۲٤	۰/۲٥٦۷	۰/۱۱۳٦

با توجه به خطای MAE الگوریتم می‌توان گفت الگوریتم قادر به پیش‌بینی روش بوت استرپ (با داشتن اطلاعات ۱۵ روز گذشته و پیش‌بینی روز ۱۶ ام) است. الگوریتم RVM یک مدل غیرخطی است و با انتقال داده‌ها از فضای ورودی به فضای ویژگی باعث غیرخطی شدن الگوریتم می‌شود. علت بررسی با خطای MAE این است که این خطا نشان‌دهنده میانگین قدر مطلق است و برای انسان نسبت به MSE که میانگین مجذور خطا است قابل‌درک‌تر است در **شکل ۳** یک بازه از این نمودار برای نمایش بهتر بزرگ‌نمایی شده است.



شکل ۳. بزرگ‌نمایی روش Bootstrap واقعی و پیش‌بینی نمونه‌های ارزیابی
مأخذ: یافته‌های محقق

Figure 3. Magnifying on the actual Bootstrap method and predicting evaluation examples
Source: Research findings

۲-۶- پیش‌بینی روش تاریخی[45]

با مقایسه مقادیر روش بوت استرپ و روش تاریخی می‌توان دید که این دو روش الگوی تغییرات یکسانی نسبت به یکدیگر ندارند. در **جدول ۴** میزان خطای MSE و MAE برای داده‌های آموزش و داده‌های ارزیابی برای الگوریتم RVM مشاهده می‌گردد.

جدول ۴. نتایج پیش‌بینی روش Historical در مرحله آموزش و سناریو ارزیابی اول

مأخذ: یافته‌های محقق

Table 4. Historical method prediction results in the training phase and the first evaluation scenario

Source: Research findings

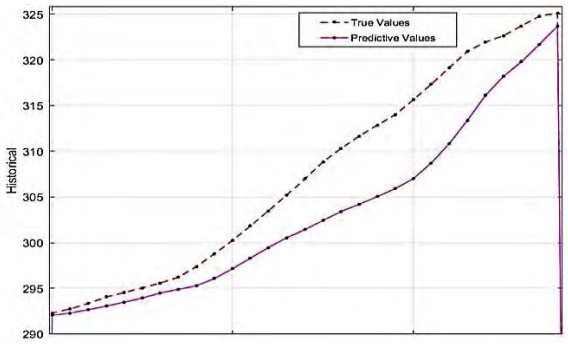
	مرحله یادگیری		مرحله ارزیابی-سناریوی اول	
	MAE	MSE	MAE	MSE
RVM	۰/۲۲٦٦	۰/۱۱۲٦	۰/۹۹۰٦	٤/۳۸۳۵

با توجه به خطای MAE الگوریتم می‌توان گفت الگوریتم قادر به پیش‌بینی روش تاریخی (با داشتن اطلاعات ۱۵ روز گذشته و پیش‌بینی روز ۱۶ ام) است ولی خطای آن نسبت به روش بوت استرپ بیشتر است. روش تاریخی واقعی در برابر روش پیش‌بینی‌شده برای الگوریتم RVM نشان داده‌شده است و در شکل ۴ یک بازه از این نمودار برای نمایش بهتر بزرگ‌نمایی شده است.

شکل ۴ نمودار مقدار روش تاریخی واقعی و پیش‌بینی‌شده نمونه‌های ارزیابی با سناریوی اول الگوریتم RVM.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[45] Historical



شکل ۴. بزرگ‌نمایی روش Historical واقعی و پیش‌بینی نمونه‌های ارزیابی

مأخذ: یافته‌های محقق

Figure 4. Magnification of the real Historical method and prediction of evaluation samples

Source: Research findings

۳-۶- پیش‌بینی روش واریانس -کوواریانس[46]

با مقایسه مقادیر روش بوت استرپ و روش واریانس -کوواریانس می‌توان دید که این دو روش تقریباً الگوی تغییرات یکسانی نسبت به یکدیگر دارند، تقریباً در رنج بازه روش (اعداد محور عمودی) در حدود ۲ واحد با یکدیگر تفاوت دارند. به همین علت نتایج به‌دست‌آمده تقریباً مشابه با پیش-بینی روش بوت استرپ برای پیش‌بینی روش واریانس -کوواریانس به دست آمد که در ادامه به بیان نتایج حاصله پرداخته می‌شود. در **جدول ۵** میزان خطای MSE و MAE برای داده‌های آموزش و داده‌های ارزیابی برای الگوریتم RVM مشاهده می‌گردد.

جدول ۵. نتایج پیش‌بینی روش Variance covariance در مرحله آموزش

مأخذ: یافته‌های محقق

Table 5. Prediction results of Variance covariance method in the training phase

Source: Research findings

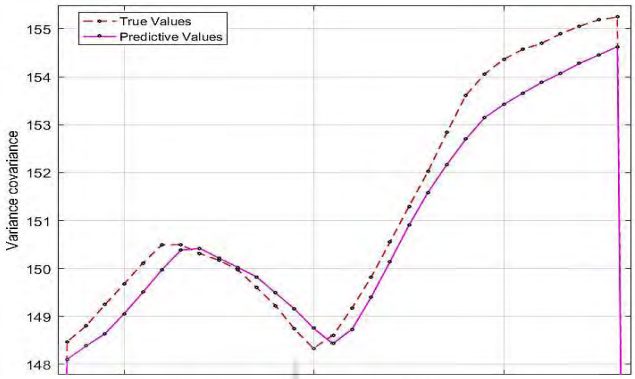
	مرحله یادگیری		مرحله ارزیابی-سناریوی اول	
	MAE	MSE	MAE	MSE
RVM	۰/۱۱۵۷	۰/۰۲۸۱	۰/۲۵۰۹	۰/۱۱۴۳

با توجه به خطای MAE الگوریتم می‌توان گفت الگوریتم قادر به پیش‌بینی روش واریانس -کوواریانس (با داشتن اطلاعات ۱۵ روز گذشته و پیش‌بینی روز ۱۶ ام) است و خطای مشابهی

[46] Variance covariance

نسبت به روش بوت استرپ دارد؛ و در شکل ۵ یک بازه از این نمودار برای نمایش بهتر بزرگ‌نمایی شده است.

شکل ۵ نمودار مقدار روش واریانس -کوواریانس واقعی و پیش‌بینی‌شده نمونه‌های ارزیابی با سناریوی اول الگوریتم RVM.



شکل ۵. بزرگ‌نمایی روش Variance covariance واقعی و پیش‌بینی نمونه‌های ارزیابی
مأخذ: یافته‌های محقق

Figure 5. Magnification of the actual Variance Covariance method and prediction of evaluation samples
Source: Research findings

جهت انتخاب روش مناسب جهت پیش‌بینی ارزش در معرض خطر با استفاده از الگوریتم هوش مصنوعی ارتباطی طبق داده‌های جدول ۶ با معیار MSE مشاهده می‌گردد که قدرت روش شبیه‌سازی بوت استرپ در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر نسبت به سایر روش‌ها بیشتر بوده هرچند که روش پارامتریک با اختلاف بسیار جزئی در رتبه بعدی قرار می‌گیرد و روش تاریخی در رتبه آخر این طبقه‌بندی قرار می‌گیرد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۶. خلاصه نتایج پژوهش

مأخذ: یافته‌های محقق

Table 6. Summary of research results

Source: Research findings

رتبه	مرحله ارزیابی RVM	روش
	MSE	
۱	۰/۱۱۳٦	محاسبه ارزش در معرض خطر - روش شبیه‌سازی بوت استرپ
۲	۰/۱۱٤۳	محاسبه ارزش در معرض خطر - پارامتریک
۳	٤/۳۸۳۵	محاسبه ارزش در معرض خطر- روش تاریخی

۷- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

ریسک‌ها در سطح کلان دارای آثار فراگیر هستند و می‌توانند تأثیرات منفی را در کل بازار مالی برجای بگذارند. شناخت وابستگی‌های درونی و ارتباطات متقابل شرکت‌ها و توسعه معیارهای ریسک که افزایش وابستگی دنباله بازده شرکت‌ها را در طول بحران را پیش‌بینی نماید، از اهمیت زیادی برخوردار است. وجود چنین روش‌هایی، یک ابزار قدرتمند به‌منظور افزایش ثبات مالی آتی در اختیار تصمیم گیران قرار می‌دهد. این پژوهش بر آن بود تا تحلیل مقایسه‌ای جهت قدرت پیش‌بینی روش‌های ارزش در معرض خطر با روش هوش مصنوعی ارتباطی را بسنجد نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد قدرت روش شبیه‌سازی بوت استرپ در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر نسبت به سایر روش‌ها بیشتر بوده، هرچند که روش پارامتریک (واریانس -کوواریانس) با اختلاف بسیار جزئی در رتبه بعدی قرار می‌گیرد و روش تاریخی در رتبه آخر این طبقه‌بندی قرار می‌گیرد.

نتایج این پژوهش با تحقیق بت‌شکن و همکاران (۱۳۹۷) (Botshekan et al., 2019) و ژانگ و همکاران (۲۰۱۸)، حمیدیان و همکاران (۱۳۹۷) (Hamidian et al., 2016)، راستگو و پناهیان (۱۳۹۷) ازلحاظ استفاده از الگوریتم‌ها مطابقت دارد. بت‌شکن و همکاران در تحقیق خود بیان کردند که تکنیک‌های پس آزمایی حاکی از نتایج قابل‌اتکای روش شبیه‌سازی مونت‌کارلو بر مبنای تحلیل مؤلفه‌های اساسی و روش مرسوم شبیه‌سازی مونت‌کارلو وبرتری این دو روش در مقایسه با روش ریسک متریکس است؛ همچنین بررسی زمان لازم برای محاسبه ارزش در معرض ریسک و ریزش مورد انتظار نشان‌دهنده سرعت بیشتر روش شبیه‌سازی مونت‌کارلو بر مبنای تحلیل مؤلفه‌های اساسی نسبت به روش

مرسوم شبیه‌سازی مونت‌کارلو است. ژانگ[۴۷] و همکاران (۲۰۱۸) (Zhang et al., 2018) در تحقیق خود به این نتیجه دست‌یافت که محاسبات برای پیش‌بینی نوسانات و برآورد ارزش در معرض خطر برای بازدهی شاخص ۳۰۰ در بورس چین (CIS300)، مؤید عملکرد بهتر GELM در کارایی و دقت نسبت به روش‌های مرسوم مانند GARCH بود. راستگو و پناهیان (۱۳۹۷) (Rastgoo & Panahian, 2018) در مقاله خود با عنوان طراحی و تبیین مدل برآورد ریسک سیستماتیک به روش فوق ابتکاری در بورس اوراق بهادار تهران؛ رویکرد تطبیقی مدل اقتصادسنجی و هوش مصنوعی نشان دادند که دقت پیش‌بینی مدل مبتنی بر هوش مصنوعی با ضریب همبستگی ۹۴ درصد به‌مراتب بالاتر از دقت پیش‌بینی مدل مبتنی بر اقتصادسنجی است.

با توجه به نتایج پژوهش می‌توان بیان کرد که روش هوش مصنوعی ارتباطی جهت پیش‌بینی ارزش در معرض خطر روزانه بورس اوراق بهادار تهران قابل‌اجرا بوده و همچنین روش نیمه پارامتریک بوت استرپ در محاسبه ارزش در معرض خطر، حافظه بلندمدت و قابلیت پیش‌بینی بهتری را نسبت به سایر روش‌ها دارد.

پیشنهاد می‌شود که فعالان و سرمایه‌گذاران و تحلیلگران در بورس اوراق بهادار جهت انجام پیش‌بینی‌های ارزش در معرض خطر روش نیمه پارامتریک بوت استرپ را انتخاب نمایند زیرا این روش دارای خطای کمتری بوده و می‌تواند در تصمیمات بهینه آنها کمک شایانی بکند.

پیشنهاد می‌شود سازمان بورس اوراق بهادار افشای ارزش در معرض خطر روزانه با روش بوت استرپ را الزامی کند تا سرمایه‌گذاران و فعالان در بازار سرمایه دید وسیع‌تری در انتخاب سبد سهامی خود داشته باشند همچنین استفاده از نرم‌افزارهای مکمل آنلاین برای محاسبات مانند هوش مصنوعی ارتباطی بر تصحیح خطای تصمیم‌گیری و حفظ دارایی‌های افراد کمک خواهد کرد.

پیشنهاد می‌شود که در پژوهش‌های آتی انواع روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی ارزش در معرض خطر استفاده و مقایسه گردند.

پرتال جامع علوم انسانی

[47] Zhang, D.

Acknowledgments: Acknowledgments may be made to individuals or institutions that have made an important contribution.

Conflict of Interest: The authors declare no conflict of interest.

Funding: The authors received no financial support for the research, authorship, and publication of this article.

Reference

Abdelghany, K. E. (2005). Disclosure of market risk or accounting measures of risk: an empirical study. *Managerial Auditing Journal*, *25*, 867-875.

Alexander, C. (2009). *Market risk analysis, value at risk models* (Vol. 4). John Wiley & Sons.

Angelidis, T., & Degiannakis, S. (2005). Modeling risk for long and short trading positions. *The Journal of Risk Finance*, *6*(3), 226-238.

Assaf, A. (2015). Value-at-Risk analysis in the MENA equity markets: Fat tails and conditional asymmetries in return distributions. *Journal of Multinational Financial Management*, *29*, 30-45.

Atefi, E., & Ranjbar, M. R. (2019). Estimation Value at Risk using by combining approach Exteme Value Theory and CIPRA at Tehran stock Exchange. *Financial Engineering and Portfolio Management, 38*(10), 375-394. dor:20.1001.1.22519165.1398.10.38.17.3 [in persian]

Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K., & Vosper, L. (1999). VaR without correlations for nonlinear portfolios. *Journal of Futures Markets*, *19*, 583-602.

Barone-Adesi, G., & Giannopoulos, K. (2000). Non parametric Value-at-Risk techniques. myths and realities. *Economic Notes*, *30*(2), 167-181.

Bauwens, L., Hafner, C. M., & Laurent, S. (2012). *Handbook of volatility models and their applications* (Vol. 3). John Wiley & Sons.

Biek Khormizi, M., & Rafei, M. (2020). Modeling Value at Risk of Futures Contract of Bahar Azadi Gold Coin with Considering the Historical Memory in Observations Application of FIAPARCH-CHUNG Models. *Journal of Asset Management and Financing*, *8*(1), 57-82. doi: 10.22108/amf.2018.107307.1189 (in Persian)

Bijelic, A., & Ouijjane, T. (2019). Predicting Exchange Rate Value-at-Risk and Expected Shortfall: A Neural Network Approach.

Botshekan, M., Peymani, M., & Sadredin Karami, M. (2019). Estimate and evaluate non-parametric value at risk and expected shortfall based on principal component analysis in Tehran Stock Exchange. *Financial Management Perspective*, *8*(24), 79-102. dor: 20.1001.1.26454637.1397.8.24.4.2 (in Persian)

Butler, J., & Schachter, B. (1997). Estimating value-at-risk with a precision measure by combining kernel estimation with historical simulation. *Review of Derivatives Research*, *1*, 371-390.

Darabi, R., Vaghfi, S. H., & Salmanian, M. (2017). Relationship between social responsibility reporting with company value and risk for companies registered in Tehran Stock Exchange. *Valued and Behavioral Accountings Achievements*, *1*(2), 193-213.doi: 10.18869/acadpub.aapc.1.2.193 (in persian)

Ebrahimi, S. B., Aghaei, M., & Mohebbi, N. (2017). Estimating Portfolio Value-at-Risk and Expected Shortfall by Possibility and Necessity Theory. *Financial Research Journal*, *19*(2), 193-216.doi: 10.22059/jfr.2017.218621.1006298 (in persian)

Echaust, K., & Just, M. (2020). Value at risk estimation using the GARCH-EVT approach with optimal tail selection. *Mathematics*, *8*(1), 114.

Eqbalnia, M. (2008). Testing the value at risk model for forecasting and managing investment risk. *Business Management Perspectives*, *21*, 33-54.

Fallahshams, M., Naserpour, A., Saqafi, A., & Taqavifard, M. T. (2017). The Use of Incremental Value at Risk (IVaR) in Calculating Portfolio Risk Using "Before and After. *Strategic Management Thought*, *11*(2), 205-226. doi: 10.30497/SMT.2017.2159 (in persian)

Fallahshams, M. F., Naserpour, A., Saqafi, A., & Taqavifard, M. T. (2017). The Use of Incremental Value at Risk (IVaR) in Calculating Portfolio Risk Using " Before and After" Approach. *Strategic Management Thought*, *11*(2), 205-226. doi: 10.30497/smt.2017.2159 (in persian)

Fereydoni, Farshid, Darabi, Roya, Anvar Rostami, Ali Asghar. (2020). Application of artificial intelligence algorithm in predicting profit smoothing. *Financial Accounting and Auditing Research*, 12 (45), 103-134. https://civilica.com/doc/1045483(in persian)

Ghaffari, F., Nikomram, H., & Zomordian, G. (2014). Study of the ability to explain neural network models in measuring the value at risk. *Journal of Financial Engineering and portfolio Management*, *5*(19), 19-38. dor: 20.1001.1.22519165.1393.5.19.2.5 (in persian)

Ghulam, Y., & Doering, J. (2017). Spillover effects among financial institutions within Germany and the United Kingdom. *Research in International Business and Finance*, *44*, 49-63.

Hamidian, M., Habibzadeh Baygi, S. J., Salmanian, M., & Vaghfi, S. H. (2016). The Systematic Risk Prediction of Listed Companies in Tehran Stock Exchange Using Ant Colony and LARS Algorithm. *Journal of Iranian Accounting Review*, *3*(10), 19-40. doi: 0.22055/jiar.2016.12732 (in persian)

He, K., Ji, L., Tso, G. K., Zhu, B., & Zou, Y. (2018). Forecasting exchange rate value at risk using deep belief network ensemble based approach. *Procedia computer science*, *139*, 25-32.

Heidari Haratmeh, M. (2019). Portfolio Optimization with CVaR under VG Process. *Financial Knowledge of Securities Analysis*, 12(41), 101-112. magiran.com/p1959212 (in persian)

Joaquin, D. C. (2016). On animal spirits and economic decisions: Value-at-Risk and Value-within-Reach as measures of risk and return. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, *60*, 231-233.

Jorion, P. (2000). Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk. *European financial management*, *6*(3), 277-300.

Kachecha, C., & Strydom, B. (2011). *Using Accounting Data as a Measure of Systematic Risk*.

Mohammad Zadeh, A., & Masoud Zadegan, S. (2017). Forecasting Daily Volatility and Value at Risk with High Frequency Data. *Journal of Development & Evolution Mnagement*, *1395*(27), 63-74. available at: https://civilica.com/doc/792026(in persian)

Nabavi Chashmi, S. A., Ghanbari Memeshi, E., & Memarian, E. (2018). Value at Risk in Tehran Stock Exchange using Non-parametric and parametric Approaches. *Business Management*, *46*, 252-272.available at: magiran.com/p2149817 (in persian)

Naderi Nooreini, M. M. (2018). The Best Methodology of Estimation of Value-at-Risk in Iranian Mutual Funds. *Journal of Asset Management and Financing*, *6*(1), 159-180.doi: 10.22108/AMF.2017.21353 (in persian)

Narimani, R., Hakimipour, N., & Rezaei, A. (2013). Application of artificial neural network method and conditional heterogeneity variance models in calculating the risk value. *Financial Economics*, *7*(24), 101-137.dor: 20.1001.1.25383833.1392.7.24.4.9 (in persian)

Patton, A. J., Ziegel, J. F., & Chen, R. (2019). Dynamic semiparametric models for expected shortfall (and value-at-risk). *Journal of econometrics*, *211*(2), 388-413.

Paytakhti Oskooe, S. A., Hadipour, H., & Aghamiry, H. (2019). The Stock Optimal Portfolio using value at risk: Evidence from Tehran Stock Exchange. *Empirical Studies in Financial Accounting*, *15*(61), 157-178.

Pritsker, M. (2006). The hidden dangers of historical simulation. *Journal of Banking & Finance*, *30*(2), 561-582.

Raghfar, H., & Ajorlo, N. (2016). Calculation of Value at Risk of Currency Portfolio for a Typical Bank by GARCH-EVT-Copula Method. *Iranian Journal of Economic Research, 21*(67), 113-141. doi: https://doi.org/10.22054/ijer.2016.7238

Rahnamarodposhti, F., Ghandehari, S., & Sharareh. (2015). Estimating of value at risk - based risk assessment on the performance evaluation of active portfolio management in tehran stock exchange. *Financial engineering and portfolio management*, 6(24), 91.dor: 20.1001.1.22519165.1394.6.24.6.6 (in persian)

Rastgoo, N., & panahian, h. (2018). Designing and Explaining the Systematic Risk Estimation Model using metaheuristic Method in Tehran Stock Exchange: Adaptive Approach to the Model of Econometrics and Artificial Intelligence. *Financial Engineering and Portfolio Management, 35*(9), 19-49. doi:20.1001.1.22519165.1398.10.41.11.3 [in persian]

Rezagholizadeh, M., elmi, Z., & mohammadi majd, S. (2023). The Effect of Financial Stress on the Stock Return of Accepted Industries in Tehran Stock Exchange. *Quarterly Journal of Quantitative Economics (JQE)*, *20*(1), 32-73. doi: 10.22055/jqe.2021.35405.2284

Sajjad, R., & Taherifar, R. (2016). Confidence interval Calculation & Evaluating Markov regime switching Precision for Value-at-Risk Estimation: A Case Study on Tehran Stock Exchange Index (TEDPIX). *Financial Research Journal,* 18(3), 461-482. doi: 10.22059/jfr.2016.62451 (in persian)

Salehi, M., Mousavi Shiri, M., & Ebrahimi Swizi, M. (2014). The information content of declared dividends per share and predicted earnings per share in explaining abnormal stock return. *21*(6), 117-140. dor: 20.1001.1.23830379.1393.6.21.5.5 (in persian)

Sener, F., Bas, C., & Ikizler-Cinbis, N. (2012). On recognizing actions in still images via multiple features. European Conference on Computer Vision,

Shafiee, A., Abdoh, T. H., Raei, R., & Falahpor, S. (2019). Estimation of Value at Risk with Extreme Value Theory approach and using Stochastic Differential Equation. 10(40), 325-348.dor: 20.1001.1.22519165.1398.10.40.15.5 (in persian)

Talibnia, G., & Ahmadi Nezamabadi, F. (2010). Investigating the Predictive Power of the Famav French (F&F) Three-Factor Model and the Value at Risk (VaR) Model in Selecting the Optimal Stock Portfolio of Companies Listed on the Tehran Stock Exchange. *Journal of Management Accounting*, *3*(6), 49-62. available at: https://sanad.iau.ir/Journal/jma/Article/816531 (in persian)

Taylor, J. W. (2020). Forecast combinations for value at risk and expected shortfall. *International Journal of Forecasting*, *36*(2), 428-441.

Tehrani, R., Mohammadi, S., & Porebrahimi, M. (2011). Modeling and forecasting the volatility of Tehran Exchange Dividend Price Index (TEDPIX). *Financial Research Journal*, *12*(30), 23-36 dor: 20.1001.1.10248153.1389.12.30.1.1 (in persian)

Tipping, M. E. (2000). The relevance vector machine. Advances in neural information processing systems, Exchange. *Quarterly Journal of Quantitative Economics (JQE),* 19(4), 43-78.

Torki, L., Esmaeli, N., & Haghparast, M. (2023). Comparison of GARCH Family Models in Estimating Value at Risk and Conditional Value at Risk on the Tehran Stock Exchange. *Quarterly Journal of Quantitative Economics (JQE)*, *19*(4), 43-78. doi: 10.22055/jqe.2021.33186.2240 (in persian)

Zhang, D., Sikveland, M., & Hermansen, Ø. (2018). Fishing fleet capacity and profitability. *Marine Policy*, *88*, 116-121. Doi: https://doi.org/10.1016/j.marpol.2017.11.017

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی