Journal of

Management, Economics & Entrepreneurship

www.JMEK.ir

Volume 3, Issue 2, 2022

Forecasting Startup Return using Artificial Intelligence Methods and Econometric Models and Portfolio Optimization Using VaR and C-VaR

Milad Shahvaroughi Farahani [1*], Amir Hossein Esfahani [2], Mohammad Reza Nejad Falatouri Moghadam[3], Ali Ramezani [3]

1. *M.A, Faculty of Finance, Khatam University, Tehran, Iran.*
2. *B.A, Department of Accounting, Islamshahr Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.*
3. *Ph.D student, Department of Financial Management, Science and Research Unit, Islamic Azad University, Tehran, Iran.*

ARTICLE INFORMATION

Type of Article:

Original Research

Pages: ***92-132***

Corresponding Author's Info

Email: *m.shahvaroughi@khatam.ac.ir*

Article history:

Received: *28 April 2022*

Accepted: *09 August 2022*

Published online: *22 September 2022*

Keywords:

Artificial Neural Network (ANN), Genetic Algorithm (GA), Econometric Models, Startup valuation, Value at Risk and Conditional Value at Risk (VaR & C-VaR).

ABSTRACT

One of the main concepts in every economy are startups because they have some characteristics and qualifications such as innovation, job creation, boosting economic productivity and etc. that differentiate them from other companies. So, it is important to better identify them and make familiar with their revenue generations and valuations. In this paper, we have tried to study the main role of startups in economy, their characteristics, main goals and etc. The main goal of article is prediction of startup's return using artificial intelligence methods such as genetic algorithm (GA) and artificial neural network (ANN). There are multiple startup valuation models such as Berkus model, DCF model, venture capital method and etc. Since, there is not any information about startups such as sale, market size, profit and etc. and most of the models works with database, so, we have tried to analyze startups that are in stock markets and passed IPO stage. Some global indices such as S&P500, DJAI, and economic indicators such as 10 years Treasury yield, Wilshire 5000 Total Market Full Cap Index along with some other special indicators in startups like team, idea, timing and etc. are used as input variables. GA is used as feature selection and finding the most important variables. ANN is used as an optimization model and prediction of startup's returns. We used econometric models such as regression analysis. We have estimated Value at risk (VaR) and Conditional Value at risk (C-VAR) for considered portfolios including three startups (public company) such as Dropbox, Inc. (DBX), Scout24 SE (G24.DE) and TIE.AS and optimal portfolio formation. The results show that AI based methods are more powerful in prediction of startup's return. On the other hand, VaR and C-VaR models are very beneficial approach in minimizing risk and maximizing return. We found that artificial intelligence based models having high predictability and qualifications such as speed up calculations, improve by training, no assumption, ease of use and etc. But econometric models have some qualifications and assumptions such as normality, linearity, stationarity and etc. which are the limitation.

This is an open access article under the CC BY license. © 2022 The Authors.

How to Cite This Article: Shahvaroughi Farahani, M., Esfahani, A.H, Nejad Falatouri Moghadam, MR., Ramezani, A. (2022). " Forecasting Startup Return using Artificial Intelligence Methods and Econometric Models and Portfolio Optimization Using VaR and C-VaR" . *Journal of Management, economics and Entrepreneurship* , 3(2): 92-132.

فصلنامه مطالعات مدیریت، اقتصاد و کارآفرینی

www.JMEK.ir

دوره سوم، شماره دو، تابستان ۱۴۰۱

پیش‌بینی بازدهی استارتاپ با استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و مدل‌های اقتصادسنجی و بهینه‌سازی پورتفوی با استفاده از مدل‌های VaR و C-VaR

میلاد شاهواروقی فراهانی[1*]، امیرحسین اصفهانی[2]، محمدرضا نژاد فلاتوری مقدم[3]، علی رمضانی[3]

۱. کارشناسی ارشد، دانشکده مالی، دانشگاه خاتم، تهران، ایران.

۲. کارشناسی، گروه حسابداری، واحد اسلامشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۳. دانشجوی دکتری، گروه مدیریت مالی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: علمی- پژوهشی

صفحات: ۱۳۲-۹۲

اطلاعات نویسنده مسئول

ایمیل: m.shahvaroughi@khatam.ac.ir

سابقه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۲/۰۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۱۷

تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۰۶/۳۱

واژگان کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم ژنتیک (GA)، مدل‌های اقتصادسنجی، ارزشگذاری استارتاپ، ارزش در معرض ریسک (VaR) و ارزش در معرض ریسک شرطی (C-VaR)

چکیده

یکی از مهم ترین مفاهیم در هر اقتصادی استارتاپ‌ها هستند زیرا آن‌ها ویژگی‌ها و شاخصه‌هایی مانند نوآوری، ایجاد اشتغال، افزایش بهره‌وری اقتصادی و ... دارند که آن‌ها را از سایر شرکت‌ها متمایز می‌کنند. بنابراین، شناخت بهتر آن ها و آشنایی با جریانات درآمدی و ارزشگذاری آن‌ها حائز اهمیت است. در این مقاله، تلاش کرده‌ایم تا نقش مهم استارتاپ‌ها در اقتصاد، ویژگی‌ها، اهداف اصلی و ... آنان را مطالعه کنیم. هدف اصلی این مقاله، پیش‌بینی بازدهی استارتاپ با استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند الگوریتم ژنتیک (GA) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) است. برخی شاخص‌های جهانی مانند شاخص S&P500، شاخص DJIA و نماگرهای اقتصادی از جمله بازده ۱۰ساله اوراق بهادار خزانه، شاخص مجموع بازار Wilshire5000 به همراه برخی نماگرهای ویژه دیگر در استارتاپ‌ها مانند تیم، ایده، زمان‌بندی و ... به عنوان متغیرهای ورودی مورد استفاده قرارگرفته‌اند. از الگوریتم ژنتیک به عنوان انتخاب ویژگی و انتخاب مهم‌ترین متغیرها استفاده گردیده است. از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان مدلی جهت بهینه‌سازی و پیش‌بینی بازدهی استارتاپ استفاده گردیده است. از مدل‌های اقتصادسنجی مانند تحلیل رگرسیون نیز استفاده کرده‌ایم. مدل‌های ارزش در معرض ریسک (VaR) و ارزش در معرض ریسک شرطی (C-VaR) را برای پورتفوی مورد نظر شامل سه استارتاپ (شرکت عام) دراپ باکس (DBX)، اسکوت۲۴ (G24.DE) و تی آی ای (TIE.AS) تخمین زده‌ایم و پورتفوی بهینه را تشکیل داده‌ایم. نتایج نشان می‌دهد که روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در پیش‌بینی بازدهی استارتاپ قدرتمندتر هستند. از سویی دیگر، مدل‌های VaR و C-VaR رهیافت‌هایی مفید در کمینه‌سازی ریسک و بیشینه‌سازی بازدهی هستند. در این مقاله دریافتیم که مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی دارای قدرت پیش‌بینی بالا و قابلیت‌هایی مانند افزایش سرعت محاسبات، بهبود نتایج براساس یادگیری، عدم وجود مفروضات محدودکننده، سهولت بکارگیری و ... هستند. اما، مدل‌های اقتصادی دارای برخی ویژگی‌ها و مفروضات محدودکننده مانند فرض نرمال بودن، خطی بودن، مانایی و ... هستند.

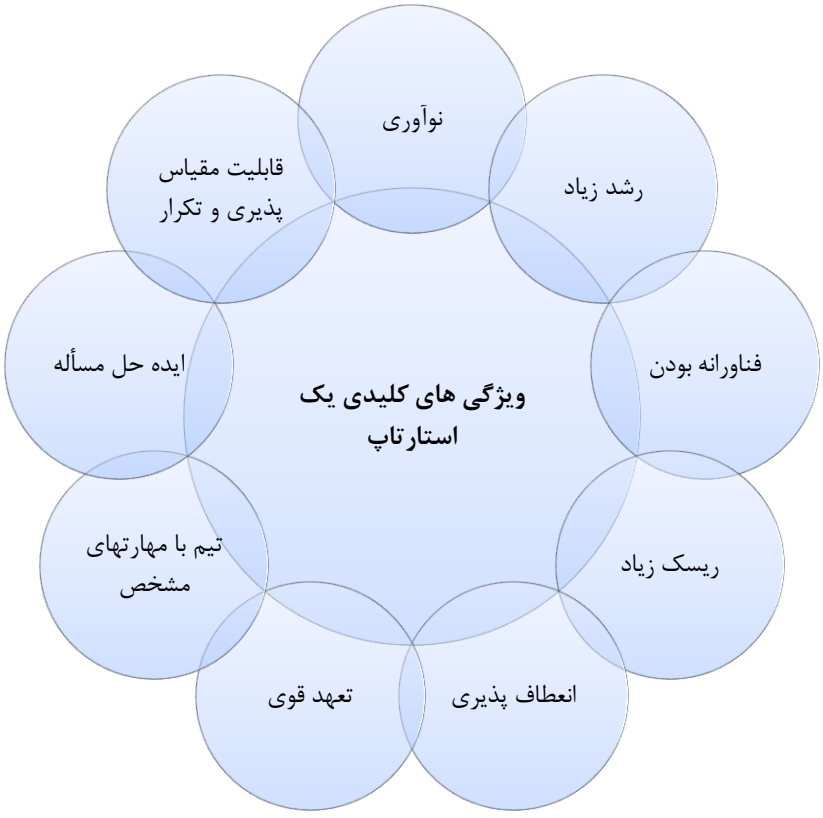
خوانندگان این مجله، اجازه توزیع، ترکیب مجدد، تغییر جزئی و کار روی حاضر به صورت غیرتجاری را دارند.

© تمامی حقوق انتشار این مقاله، متعلق به نویسنده می‌باشد.

مقدمه

اصولا استارتاپ‌ها شرکت‌ها و یا تیم‌های جوانی هستند که دارای ایده‌های نوین هستند (سلامزاده، ا.، وکاوامورینا کِسیم، ه. ۲۰۱۵[1]). ویژگی اصلی آن‌ها نوآوری است. آن‌ها بدنبال ارائه محصولات و خدماتی هستند که زندگی را برای متقاضیان و مشتریان آسان‌تر کنند. از این‌رو، تلاش می‌کنند تا تغییرات بنیادی‌ای در محصولات و خدمات پدید آورند. این یکی از دلایل اصلی است که استارتاپ‌ها "مُخِل[2]" نامیده می‌شوند (هیرکاس، ا. ۲۰۱۶[3]). اکثر اوقات، آن‌ها محصولات یا خدماتی را ایجاد می‌کنند که هیچ آسیبی به محیط زیست نمی‌رساند. در ابتدا، بدلیل آنکه استارتاپ‌ها ناشناخته هستند ممکن است جریان درآمد کم و یا کمبود خلق وجوه نقد داشته باشند. آن‌ها می‌توانند از طریق والدین و خانواده افزایش سرمایه دهند یا می‌توانند به سرمایه‌گذاران ثروتمندی که سرمایه‌گذاران فرشته[4] نامیده می‌شوند مراجعه کنند یا می‌توانند با سرمایه‌گذاران خطرپذیر ملاقات کنند (شوکس، م.، و گوتمان، ت. ۲۰۲۱[5]). سرمایه‌گذار خطرپذیر گونه‌ای از تأمین مالی از طریق سرمایه-گذاری خصوصی برای استارتاپ‌ها است. این سرمایه‌گذاران استارتاپ‌ها را براساس پارامترهای مختلف مانند نرخ رشد، جریان درآمد یا ساختار هزینه، چشم‌انداز آتی و ... تحلیل می-کنند. ضمن تحلیل مالی، سایر معیارها مانند ایده، تیم، زمان-بندی و ... نیز مهم هستند. از نظر تحلیل مالی، یک استارتاپ ممکن است جهت سرمایه‌گذاری شرایط موجهی نداشته باشد اما ممکن است دارای تیم خوب، ایده و یا ... باشند که باعث متقاعدشدن سرمایه‌گذاران شود.

استارتاپ‌ها دارای برخی ویژگی‌ها و خصوصیاتی هستند که در شکل۱ نشان‌داده شده است:



شکل۱. ویژگی‌های اصلی استارتاپ‌ها

[1] Salamzadeh, A., & Kawamorita Kesim, H. 2015
[2] Disruptive
[3] Hyrkäs, A. 2016
[4] Angel investors
[5] Schückes, M., & Gutmann, T. 2021

در استارتاپ‌ها تیم بسیار مهم است. هر عضوی دارای مهارت و توانایی خاصی است و دارای تعهدات عمیق نسبت به شرکت است. آن‌ها ممکن است با مشکلات متعددی مانند تأمین مالی، کاهش فروش و سودآوری و ... رو برو شوند که مشکلات پرخطری هستند. بنابراین، لازم است منعطف باشند. آن‌ها از فناوری برای ارتباط با مشتریان و تبلیغ و ترویج محصولات و خدمات استفاده می‌کنند. طبق نوآوری، خلاقیت و ایده نوین، نرخ رشد بالایی دارند.

استارتاپ‌ها به دلایل مختلفی نقش مهمی را در اقتصاد ایفا می‌کنند. آن‌ها ممکن است کوچک باشند اما می‌توانند شغل ایجاد کنند، بهره‌وری را افزایش دهند و اقتصاد را شکوفا کنند (بیورنسکوف، ک.، و فوس، ن. ج. ۲۰۱۶[1]). در استارتاپ‌ها، نرخ رشد بسیار بیشتر از سایر بنگاه‌ها است. نوعی رقابت بین استارتاپ‌ها وجود دارد که هم شرکت‌ها و هم مشتریان و در مجموع، اقتصاد منتفع می‌شود. شرکت‌ها همواره تلاش می‌کنند قیمت محصولات و خدمات را کاهش و کیفیت را به منظور فروش بیشتر افزایش دهند. در نتیجه، می‌توانند شرایطی را بوجود آورند که سطح کیفیت را افزایش دهند. از سویی دیگر، می‌توانند وظایف مختلفی را در جهت ارزش‌آفرینی انجام دهند و گام‌هایی را بردارند مانند ساخت نام (نشان) تجاری، خدمت تحویل عالی یا تولید کالاها و خدمات با ویژگی‌های خاص که می‌تواند منجربه قیمت‌های بیشتر شود.

برخی اوقات استارتاپ‌ها ممکن است برای ادامه فعالیت خود و یا توسعه کسب و کارشان با کمبود نقدینگی روبرو شوند. بنابراین، لازم است توسط سرمایه‌گذاران، ارزشگذاری شوند. روش‌های متعددی جهت ارزشگذاری استارتاپ وجود دارد. مدل‌های اصلی ارزشگذاری استارتاپ شامل مدل برکِس[2] (برکوس)، مدل ارزشگذاری کارت امتیاز[3]، روش ارزشگذاری تجمیع عوامل ریسک[4] و ... (آکایا، م. ۲۰۲۰[5]). هر مدل دارای محدودیت‌ها و کمبودهایی است. هر مدل ارزشگذاری باید متناسب با مدل کسب و کار شرکت‌ها باشد زیرا همانگونه که پیش‌تر بیان‌کردیم هریک دارای مفروضات مختلفی هستند.

یکی از رایج‌ترین و قابل توجه‌ترین روش‌های پیش‌بینی، روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی هستند. روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی شامل زیرشاخه‌های مختلفی مانند رایانش نرم[6]، یادگیری ماشین[7] (ML)، یادگیری عمیق[8] (DL) و ... هستند. این روش‌ها دارای برخی ویژگی‌ها هستند که آن‌ها را از یکدیگر متمایز می‌کنند. آن‌ها دارای ویژگی‌های قابل توجه به شرح زیر هستند:

۱. ظرفیت بالای محاسبات ۲. افزایش سرعت محاسبات ۳. سازگار با ساختار داده‌های پیچیده ۴. خودکارسازی امور تکراری ۵. پردازش کارآمدتر ۶. کاهش خطا و ... (وانگ، م. ه. ۲۰۱۷[9]).

برخلاف سایر مدل‌ها مانند مدل‌های ریاضی، آماری و اقتصادسنجی، این روش‌ها به هیچ مفروضاتی نیاز ندارند. به عنوان نمونه، در مدل‌های اقتصادسنجی و سری زمانی (تحلیل رگرسیون) لازم است چندین گام قبل از انجام محاسبات بردارید مانند بررسی مانایی، بررسی خطی بودن و غیره. اما روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی صرفا نیاز به داده دارند و با هر نوع ساختار داده‌ای سازگار هستند.

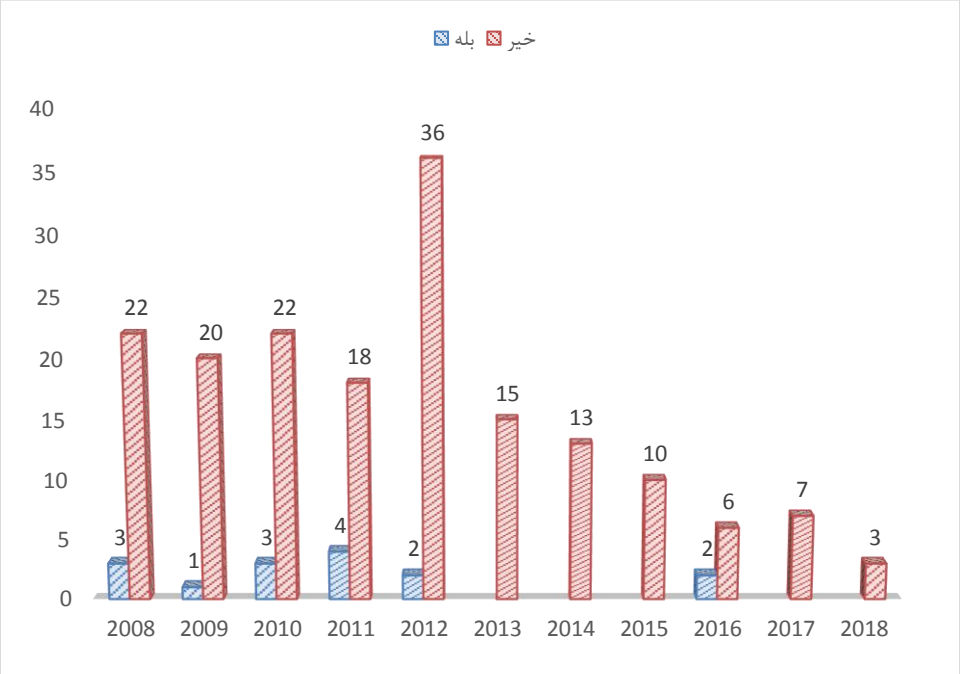
ادامه مقاله بدین شرح است: بخش دوم به مرور ادبیات یعنی مدل‌های مختلف ارزشگذاری استارتاپ و نتایج آن‌ها اختصاص داده شده است. بخش سوم درباره روش‌شناسی است. بخش چهارم در ارتباط با نتایج و یافته‌ها می‌باشد و بخش پایانی به نتیجه‌گیری و پیشنهادات اختصاص داده شده است.

پیشینه پژوهش

مقالات زیادی پیرامون تعریف استارتاپ‌ها وجود دارد. از میان تعاریف مختلف، یکی از معتبرترین و رایج‌ترین تعریف‌ها که برگرفته از سایت اینوستوپدیا[10] است، این تعریف می‌باشد: "استارتاپ، شرکتی است که در مراحل اولیه کسب و کار قرار دارد". در سال۲۰۱۹، ماگالاس[11]مرور ادبیات وسیعی را درباره

[1] Bjørnskov, C., & Foss, N. J. 2016
[2] Berkus model
[3] Scorecard Valuation Method
[4] Risk Factor Summation Method
[5] Akkaya, M. 2020
[6] Soft-Computing
[7] Machine learning
[8] Deep learning
[9] Wang, M. H. 2017
[10] Investopedia
[11] Magalhães, R. P. C.

تعاریف استارتاپ از طریق مطالعه پژوهش‌های مختلف در رساله دکتری خود مورد بررسی قرار داد. او مقالات مختلفی را با/ بدون تعریف استارتاپ بصورت سالانه از سال ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۸ مورد بررسی قرار داد.



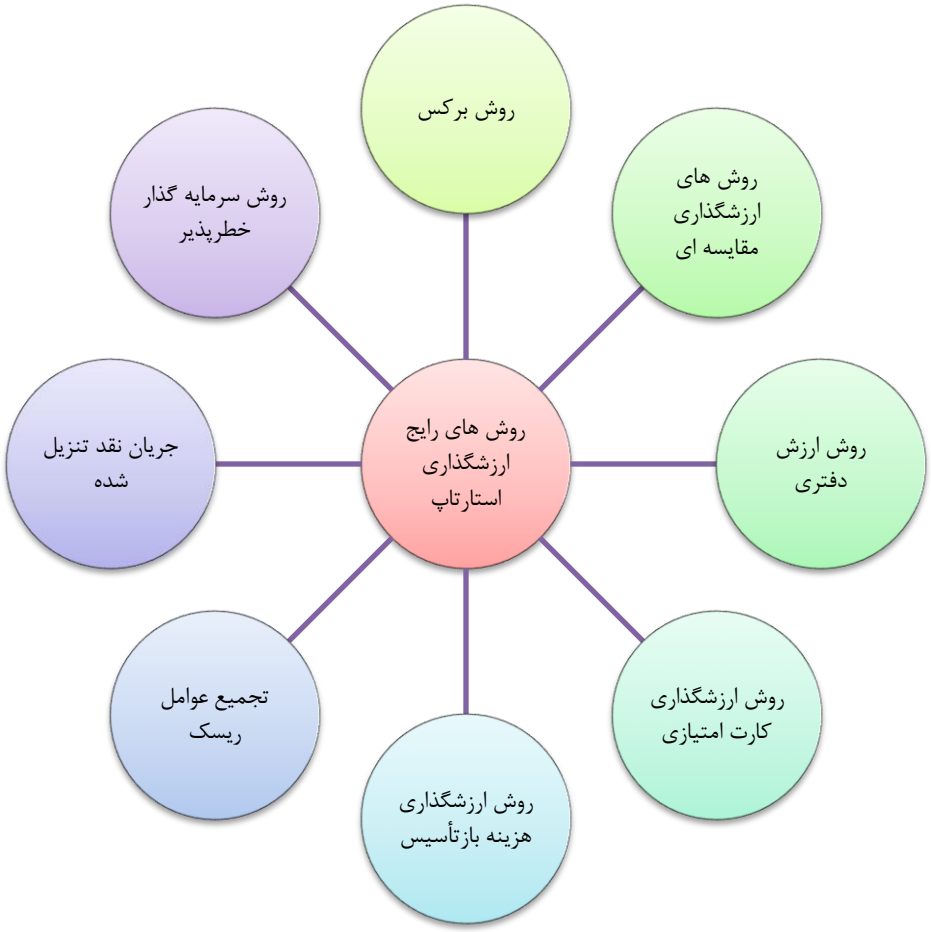
شکل۲. مقالات با/ بدون تعریف استارتاپ بصورت سالانه از ۲۰۰۸ الی ۲۰۱۸

از بین ۱۸۷ مقاله منتشرشده در آسیا و اروپا، ۱۵مقاله استارتاپ را تعریف کرده‌اند که حدود ۸درصد است. نتایج نشان داد که این ۱۵مقاله به ۴معیار مهم در تعریف استارتاپ اشاره کرده‌اند: ۱. نوآوری ۲. چرخه عمر ۳. سرمایه‌گذاری ۴. اثر اقتصادی. اگرچه دو معیار دیگر مانند اندازه و فرهنگ / ذهنیت نیز در نظر گرفته شده است، اما اثر کمی بر تعریف استارتاپ داشته اند.

براساس ویژگی‌ها و گام‌های اشاره شده، شرکت ژنرال الکتریک اِدیسون[1] می‌تواند به عنوان یکی از نخستین استارتاپ‌ها درنظرگرفته شود (ادیسون، ه. ۲۰۲۰[2]). اما با نگاه به وضعیت اخیر آن، از استارتاپ بودن فاصله گرفته است. امروزه، استارتاپ‌های فناورانه مختلفی مانند فیس‌بوک[3]، توییتر[4]، لینکدین[5]، اوبر[6]، تسلا[7]، دراپ‌باکس[8] و اِیربی‌اِن‌بی[9] وجود دارند که میلیاردها دلار افزایش سرمایه و درآمد داشته‌اند. فناوری مهم‌ترین عاملی است که در این رشد و پیشرفت چشمگیر اثر داشته است. آن ها دارای ویژگی‌هایی مانند ایده عالی، زمان-بندی، تیم، کسب و کار جهانی و ... هستند که آن‌ها را از شرکت‌ها و یا بنگاه‌ها متمایز می‌کند.

زمانی‌که استارتاپ‌ها با کمبود نقدینگی مواجه می‌شوند، ممکن است با مسائل مختلف مانند عدم توانایی در تأسیس شرکت، توسعه محصول، توسعه بازاریابی و ... مواجه شوند. یکی از راه-های اصلی در افزایش سرمایه مراجعه به سرمایه‌گذار فرشته یا سرمایه‌گذار خطرپذیر است (هسو، د. ک.، همکاران.[10]۲۰۱۴). آن‌ها موقعیت مالی و وضعیت مالی شما، نرخ رشد بالقوه، تیم و ... شما را تحلیل می‌کنند. سپس، به عنوان گزینه سرمایه-گذاری، تصمیم می‌گیرند که شما را تأیید کنند یا خیر. آنان ممکن است از روش‌های مختلف جهت ارزیابی استارتاپ‌ها استفاده کنند. روش‌های مختلفی جهت ارزیابی انواع استارتاپ-ها براساس مراحل مختلف چرخه عمر آن‌ها توسعه یافته است.

[1] General Electric Company of Edison
[2] Edison, H. 2020
[3] Facebook
[4] Twitter
[5] LinkedIn
[6] Uber
[7] Tesla
[8] Dropbox
[9] Airbnb
[10] Hsu, D. K., et al. 2014



شکل۳. روش‌های رایج ارزشگذاری استارتاپ (اولیویرا و زوتس، ۲۰۱۸)

در ادامه، مقالات اخیر پیرامون انواع روش‌های ارزشگذاری استارتاپ به همراه نتایج، مورد مطالعه قرارگرفته است.

در مقاله‌ای، جِدیکووا، م.، و کوتنار، پ. (۲۰۱۷)[1]سعی کردند مدل فازی‌ای که نتایج امیدوارکننده‌ای جهت پیش‌بینی موفقیت آمیز شرکت‌های پیشرفته با عمر کوتاه داشته باشد، ایجاد کنند. آن‌ها تلاش کردند تا روش‌های اقتصادی و ریاضیاتی جهت تولید نرم‌افزاری برای پیش‌بینی موفقیت‌آمیز کسب و کار را با هم بیامیزند. آن‌ها نتیجه گرفتند که مدل مورد نظرشان در پیش‌بینی موفق شرکت‌های پیشرفته که دارای ویژگی‌هایی مانند عمر کوتاه و داده‌های محدود هستند، کارآمد است.

لایتینِن، ای. ک. (۲۰۱۹)[2]اثر مدل DCF بر موفقیت استارتاپ را مورد مطالعه و تحلیل قرار داد. او مدلی ساده‌شده براساس درآمد و هزینه توسعه داد و نرخ بازده داخلی (IRR)[3] را به عنوان معیار سودآوری و ایجاد درآمد را به عنوان معیاری جهت دوره بازگشت سرمایه بکارگرفت. نتایج تجربی به عنوان تحلیل حساسیت یعنی ارتباط بین مدل DCF با پارامترهای مدل مورد استفاده قرارگرفت. نتایج نشان داد مدل DCF عملکرد بهتر در استارتاپ‌هایی دارد که رشد آهسته‌تر و دوره بازگشت سرمایه کوتاه‌تر ولی نرخ بازده داخلی بالایی دارند.

راهاردیو، د.، و سوگیارتو،م. (۲۰۱۹) از یک روش اختیار حقیقی ترکیبی جهت ارزشگذاری استارتاپ‌های سنگاپور و اندونزی استفاده کردند. آنان معتقد بودند که مدل‌های ارزشگذاری

[1] Jedlickova, M., & Kutnar, P. (2017)
[2] Laitinen, E. K. (2019)
[3] Internal rate of return

مرسوم مانند مدل برکِس، تجمیع عوامل ریسک و ... نمی‌توانند در ارزشگذاری شرکت‌هایی که فاقد اطلاعات و یا زیان‌ده هستند موفق باشند. نتایج نشان داد که روش معرفی شده دارای عملکرد بهتری است و سازگار با استارتاپ‌های دیجیتالی است. شریعت‌پناهی، س. م.، همکاران (۲۰۲۰) معتقد بودند شرکت-های استارتاپی بهتر است از مدل‌هایی که با انتظارات آنان سازگار است استفاده کنند. بنابراین، آن‌ها از روش اختیار حقیقی جهت ارزشگذاری استارتاپ‌ها استفاده کردند. آن‌ها از مدلی دیگر مانند مدل چولگی و کشیدگی بلک–شولز تعدیل شده[1] استفاده کردند. نتایج نشان داد مدل پیشنهادی آنان با درنظرگرفتن دو عامل یعنی توزیع غیرعادی جریانان نقدی و هزینه‌های نمایندگی در تصمیم‌گیری و محاسبات منعطف است.

مونتانی، د.، همکاران (۲۰۲۰)[2] روش‌های مختلف ارزشگذاری استارتاپ جهت تعریف روند آتی پیرامون این موضوع مورد بررسی و مطالعه قرار دادند. آن‌ها مدل‌های مرسوم مانند روش شیکاگو[3]، روش کارت امتیازی و ... را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها نتیجه گرفتند که یک مدل عالی و کامل وجود ندارد و هرمدل دارای محدودیت‌هایی است. آن‌ها سه جنبه را درنظرگرفتند: ۱. تمرکز بر جریانات آتی به جای داده‌های گذشته ۲. درنظرگرفتن سناریوهای مختلف براساس بکارگیری احتمال و ۳. مدل کسب و کار منحصر به فرد هر کسب و کار و عدم صحیح بودن مدل‌های کسب و کار رقیب با یکدیگر.

دوچاک، م.، دولیا، پ. (۲۰۲۰)[4] از رویکردی راهبردی جهت ارزشگذاری استارتاپ استفاده کردند. آن‌ها تصمیم داشتند اثرات مختلف مدیریت راهبردی بر ارزشگذاری بنگاهی جدید را بررسی کنند. در نتیجه، آن‌ها یک رویکرد تصمیم گیری فازی چند معیاره یکپارچه را جهت اندازه‌گیری اهمیت نسبی متغیرهای ورودی راهبردی توسعه دادند. نتایج اهمیت مدیریت راهبردی و نظریه‌های مدیریت را بر ارزشگذاری بنگاه‌های نوین تأیید کرد.

شِستاکوف، د. (۲۰۲۱)[5] روش آزمونی براساس مفروضاتی جهت ارزشگذاری پروژه‌های استارتاپی بکار برد. او ماهیت ریسک-های پروژه‌های استارتاپ را براساس پنج فرض اصلی مورد ارزیابی قرار داد. بنابراین، آنان فرض کردند که این روش می-تواند ریسک‌ها را تخمین بزند و جذابیت پروژه استارتاپ آسان‌تر از مدل‌سازی مبتنی بر جریان نقد است.

هدایت، س. ای.، همکاران (۲۰۲۱)[6] تلاش کردن تا محرکه-های اساسی ارزش شرکت را بررسی کنند. آن‌ها متوجه شدند که عوامل مختلف مانند اطلاعات مالی وغیرمالی می‌توانند بر ارزشگذاری استارتاپ اثر بگذارند. فناوری‌هایی مانند کلان داده، فناوری پاک و ... می‌توانند ارزش استارتاپ‌ها را افزایش دهند و به عنوان نوعی صرف[7] (پاداش) درنظرگرفته شوند.

لاوانچی، م.، همکاران (۲۰۲۲) سعی کردند مهم‌ترین عوامل موفقیت استارتاپ که در در تأمین مالی و افزایش سرمایه از طریق شارک تانکس[8]موفق بوده‌اند را ارزیابی کنند. آن‌ها پایگاه‌داده‌ای جهت استخراج ماهیت‌های منحصربه فرد ایجاد کردند. آنان یافتند که کارآفرینانی که برآورد کمتری ار شرکت-های خویش را ارائه می‌دهند موفق‌تر هستند.

روش پژوهش

در این پژوهش، از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به عنوان مدل‌های پیشنهادی استفاده گردیده‌اند. ابتدا، همانگونه که پیش‌تر بیان کردیم، لازم است داده‌ها با استفاده از معادله (۱) نرمال شوند:

$$\widetilde{S_i} = \frac{(S_i - S_{min})}{S_{max} - S_{min}} . i = 1 \dots . N \quad (۱)$$

در معادله (۱)، شمارنده i برابر با تعداد داده‌ها، S_i مساوی با هر مشاهده و S_{max} و S_{min}به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار مشاهده در هر اندیکاتور است.

[1] Skewness and Kurtosis Adjusted Black Scholes Model
[2] Montani, D., et al. (2020)
[3] First Chicago method
[4] Dhochak, M., & Doliya, P. (2020)
[5] Shestakov, D. (2021)
[6] Hidayat, S. E., et al. (2021)
[7] Premium
[8] Shark Tanks

برخی نماکرهای اقتصادی و شاخص‌های جهانی سهامی به عنوان متغیرهای ورودی استفاده گردیده‌اند که در جدول (۱) نشان‌داده شده‌اند:

جدول۱. متغیرهای ورودی

ردیف	نام	توضیحات	ماهیت
۱	Open	قیمت گشایش	ورودی
۲	High	بیشترین قیمت	ورودی
۳	Low	کمترین قیمت	ورودی
۴	Close	قیمت پایانی	ورودی
۵	^TNX	بازده اورق خزانه ۱۰ساله	ورودی
۶	CBBTCUSD	قیمت بیت کوین	ورودی
۷	DCOILBRENTEU	قیمت نفت برنت	ورودی
۸	DJIA	شاخص داو جونز	ورودی
۹	DTWEXBGS	شاخص موزون معاملات به دلار امریکا	ورودی
۱۰	Gold price	قیمت طلا	ورودی
۱۱	NASDAQCOM	شاخص نزدک	ورودی
۱۲	SP500	شاخص S&P500	ورودی
۱۳	US dollar index	شاخص قیمت دلار	ورودی
۱۴	WILL5000INDFC	شاخص مجموع بازار Wilshire5000	ورودی
۱۵	Funding	تأمین مالی	ورودی
۱۶	Business model	مدل کسب و کار	ورودی
۱۷	Idea	ایده	ورودی
۱۸	Team	تیم	ورودی
۱۹	Timing	زمان بندی	ورودی
۲۰	Return	بازدهی	هدف

همانگونه که مشاهده می‌فرمائید برخی نماگرها مانند ایده، تیم، زمان‌بندی و ... وجود دارند که مربوط به حوزه استارتاپ‌ها می‌باشند. این نماگرها می‌توانند قابلیت پیش‌بینی را افزایش دهند. براساس ادبیات، هریک از متغیرها درصدی از ارزش استارتاپ را نشان می‌دهند. به عنوان نمونه، تأمین مالی، مدل کسب و کار، ایده، تیم، زمان‌بندی هر یک به ترتیب ۱۴٪، ۲۴٪، ۲۸٪، ۳۲٪ و ۴۲٪ ارزش استارتاپ را تشکیل می‌دهند. در این مقاله جهت پیش بینی بازدهی استارتاپ از داده‌های روزانه (۲۰۱۹ الی ۲۰۲۱) استفاده گردیده است:

جدول۲. جامعه آماری

	نام استارتاپ (نماد)
۱	دراپ باکس(DBX)
محل استقرار	سانفرانسیسکو، کالیفرنیا (ایالات متحده)
صنعت	نرم‌افزار– زیرساخت
بنیان‌گذار	درو هوستون، آرش فردوسی[1]
تاریخ تأسیس	۲۰۰۷
محصولات و خدمات	طراحی و توسعه نرم افزار مدیریت اسناد
ارزش	۹,۳۳ میلیارد دلار
	نام استارتاپ (نماد)
۲	(G24.DE) اسکوت۲۴ اِس ای
محل استقرار	مونیخ (آلمان)
صنعت	اطلاعات و محتوای استنرنتی

[1] Drew Houston, Arash Ferdowsi

بنیان‌گذار	بیشیم هلدینگ شوئیز[1]
تاریخ تأسیس	۱۹۹۸
محصولات و خدمات	پلتفرمی دیجیتالی برای بخش‌های املاک و مستقلات مسکونی در آلمان و بین‌الملل
ارزش	۴,۳۵ میلیارد دلار
	نام استارتاپ (نماد)
۳	(TIE.AS)تای کینتیکس
محل استقرار	هلند
صنعت	نرم‌افزار– برنامک
بنیان‌گذار	جان بی. ساندلین[2]
تاریخ تأسیس	۱۹۸۷
محصولات و خدمات	توسعه، توزیع و فروش نرم‌افزارهای راه‌حل در هلند، ایالات متحده، آلمان، فرانسه و بین‌الملل
ارزش	۳۵,۵۹ میلیارد دلار

استارتاپ‌هایی که در مرحله پیش‌بذر یا بذر[3] هستند، با کمبود داده مواجه هستند. چون روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و مدل‌های اقتصادسنجی با پایگاه‌داده کار می‌کنند، لازم است استارتاپ‌هایی را انتخاب کنیم که دارای برخی ویژگی‌ها مانند بورسی بودن، استقرار در کشورهای مختلف، فعالیت‌های مختلف و ... باشند.

الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک الگوریتمی تکاملی و برمبنای باقی‌ماندن اعضای برتر و نظریه تکامل داروین است (بودیب، د.، همکاران. ۲۰۱۱)[4]. فرایندی با پارامترهای مختلف مانند جمعیت اولیه، قطع[5] و جهش[6] است. قطع که بازترکیب نیز نامیده می‌شود، برای تولید راه‌حل های جدید با ترکیب اطلاعات ژنتیک دو والدین بکارگرفته می‌شود. جهش عملگری است که برای حفظ تنوع ژنتیک یک نسل استفاده می‌شود و آن را برای نسل بعد آماده می‌کند. هریک دارای مقدار و یا اندازه‌ای تقریبی هستند. به عنوان نمونه، دی یونگ، ک. (۱۹۷۵) پیشنهاد کرد که مقدار تقریبی برای نرخ قطع و جهش می‌تواند به ترتیب حدود نرخ ۰,۶ و ۰,۰۰۱ باشد. تغییر این دو پارامتر می‌تواند منجربه فضای جستجوی متفاوت یعنی نوعی شناسایی[7] و استخراج[8] شود. همانگونه که می‌دانید، هر الگوریتمی با جمعیتی اولیه آغاز می‌شود. جدول(۳) پارامترهای الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد:

[1] Beisheim Holding Schweiz AG
[2] Jan B. Sundelin
[3] Pre-seed or seed
[4] Boudieb, D., et al. 2011
[5] Crossover
[6] Mutation
[7] Exploration
[8] Exploitation

جدول۳. پارامترهای الگوریتم ژنتیک

خطای خروجی	تابع فعال سازی خروجی	تابع فعال سازی ورودی	نرخ جهش	نرخ قطع	تعداد نسل	اندازه جمعیت	حداکثر تکرار
MSE	لجستیک	لجستیک	۰,۱	۰,۹	۵۰	۲۰	۱۰۰۰
انتخاب والدین			جهش		قطع		
روش چرخ رولت[1]			روش دودویی[2]		روش تک نقطه ای[3]		

از ۷۰درصد داده‌ها جهت آموزش و مابقی جهت آزمون و اعتبارسنجی استفاده گردیده است. ۰,۰۱ را به عنوان نرخ آموزش در نظر گرفته‌ایم که طی زمان و تکرار کاهش خواهد یافت. کروموزوم با ۲۴ بیت استفاده گردیده است که ۱۹ بیت نشان‌دهنده پذیرش یا عدم پذیرش متغیر و ۵ بیت دیگر نشان-دهنده تعداد نرون‌های لایه پنهان می‌باشد.

جهت کسب اطلاعات بهتر، از الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده[4] به عنوان روش بهینه‌سازی استفاده گردیده‌است که می‌تواند عملگر جهش را متأثر کند. در الگوریتم ژنتیک، راه‌حل‌های جدید که فرزند نامیده می‌شوند، نتیجه قطع دو والد هستند. شکل (۴) فرایند الگوریتم ژنتیک به عنوان انتخاب ویژگی را نشان می‌دهد.

شکل۴. فرایند الگوریتم ژنتیک به عنوان انتخاب ویژگی

نسل‌های جدید، بهترین اعضا خواهد بود و تا زمان احتساب و تحقق شرایط دلخواه و مطلوب، این حلقه و فرایند ادامه خواهد یافت.

[1] Roulette wheel method
[2] Binary method
[3] One-single point method
[4] simulated annealing

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی سیستم رایانشی است که تلاش می‌کند تا طرز تفکر انسان یا روش اندیشه او در تصمیم گیری را شبیه-سازی و تقلید کند (آگاتونوویچ- کاسترین، س.، و بورسفورد، ر.۲۰۰۰[1]). شبکه عصبی می‌تواند از طریق داده‌ها یاد بگیرد و از طریق یادگیری و آموزش تقویت شود. این شبکه شامل سه لایه است: ۱. لایه ورودی ۲. لایه پنهان و ۳. لایه خروجی. نخست متغیرها یا شاخص‌های مورد نظر در لایه ورودی به عنوان متغیر ورودی قرار می‌گیرند. هر لایه شامل دو پارامتر اصلی است. ۱. وزن ۲. بایس[2]. در هر لایه، این دو پارامتر با هم جمع می‌شوند. سپس از تابع فعال‌سازی که برای شناسایی ویژگی‌های غیرخطی استفاده می‌شوند عبور می‌کنند. این فرایند مجددا در لایه پنهان تکرار شده اما این بار، وزن‌ها و بایس‌ها از تابع فعال‌سازی خطی عبور می‌کنند.

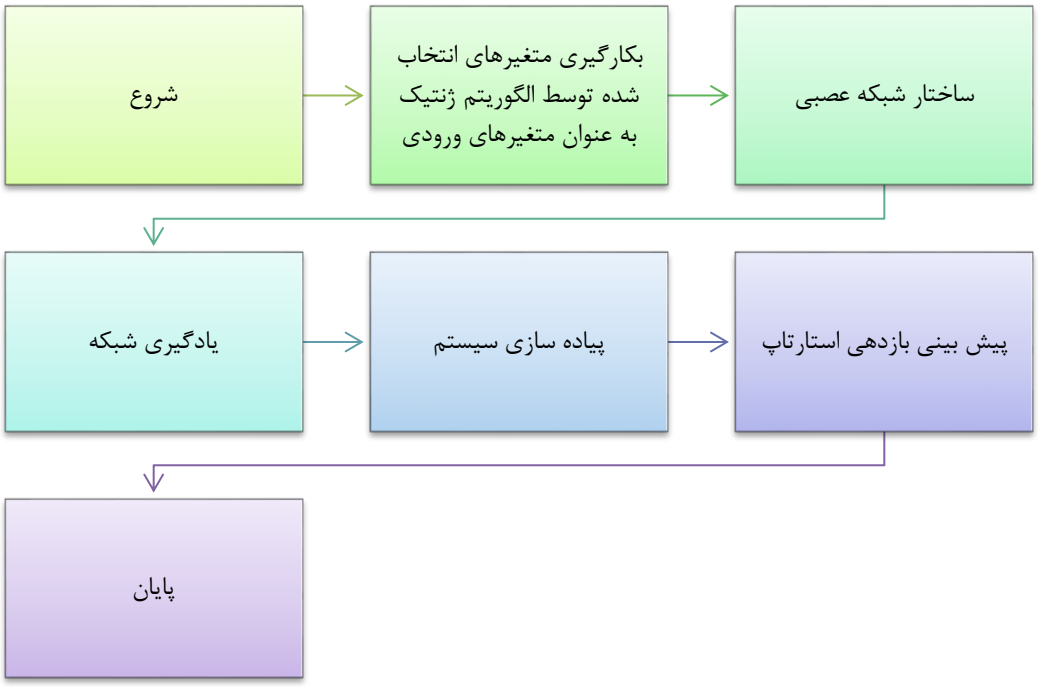
انواع شبکه‌های عصبی مانند شبکه عصبی پیشخور[3] (FNN)، شبکه عصبی پیچشی[4] (CNN) و ... وجود دارد. در این پژوهش، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه[5] (MLP) استفاده استفاده کرده‌ایم. یکی از مهم‌ترین پارامترها در شبکه عصبی، الگوریتم یادگیری است. در این مقاله، از الگوریتم لونبرگ- مارکوارت[6] (LM) به عنوان الگوریتم بهینه‌سازی شبکه استفاده گردیده‌است. نرخ یادگیری اولیه و تعداد تکرار به ترتیب برابر با ۰,۰۱ و ۱۰۰۰ هستند. پارامترهای شبکه عصبی در جدول (۴) نمایش داده شده‌اند:

جدول۴. پارامترهای شبکه عصبی

پارامترها	توضیحات
آموزش	پس انتشار(BP)
الگوریتم بهینه سازی	لونبرگ- مارکوارت(LM)
نرخ یادگیری	۰,۰۱
تکرار	۱۰۰۰
تابع فعال سازی	تانژانت-سیگموید
	خطی ساده

همانند الگوریتم ژنتیک، ۷۰درصد داده‌ها جهت آموزش و مابقی به آزمون و اعتبارسنجی اختصاص یافته است. شکل (۵) روش پژوهشی شبکه عصبی جهت انتخاب راه‌حل بهینه را نشان می‌دهد:

[1] Agatonovic-Kustrin, S., & Beresford, R. 2000
[2] Bias
[3] Feedforward Neural Network
[4] Convolutional Neural Network
[5] Multi-layer perceptron
[6] Levenberg-Marquardt



شکل۵. فرایند شبکه عصبی مصنوعی

مدل‌های اقتصادسنجی

اقتصاد دارای زبان منحصر به فرد خود است. مدل‌های اقتصادسنجی، مدل‌های آماری هستند که در اقتصادسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند (بالتاگیآماری هستند که در اقتصادسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند (بالتاگی، ب. ه. ۲۰۱۱[1]). زمانی‌که تصمیم دارید ارتباطات بین نماگرها یا متغیرهای مختلف اقتصادی را توضیح دهید، مدل‌های اقتصادسنجی می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. یکی از مهم-ترین مفاهیم در اقتصادسنجی تحلیل رگرسیون است. تحلیل رگرسیون فرایندی آماری است که برای تخمین مورد استفاده قرار می‌گیرد (چاترجی، س.، و هادی، ا. س. ۲۰۱۳[2]). در تحلیل رگرسیون، دونوع متغیر وجود دارد: ۱. متغیر (های) وابسته ۲. متغیر (های) مستقل. دو نوع تحلیل رگرسیون نیز وجود دارد: ۱. تحلیل رگرسیون چند متغیره[3] ۲. تحلیل رگرسیون تک متغیره[4].

همانگونه که پیش‌تر بیان کردیم، هر مدلی دارای محدودیت‌ها و مفروضاتی است. بنابراین، مدل‌های اقتصادسنجی نیز از این قاعده مستثنی نیستند. زمانی‌که می‌خواهید تحلیل رگرسیون انجام دهید، لازم است چند گام را در نظر بگیرید:

- خطی بودن: بررسی خطی بودن نخستین گام در تحلیل رگرسیون و بسیار مهم است زیرا نوع روش‌هایی که می‌توانید براساس نتایج بدست آمده بکار بگیرید را مشخص می‌کند. می‌توانید از آزمون کولموگروف–اسمیرنوف[5] (K-S) یا جارک– برا[6] (J-B) برای بررسی خطی بودن استفاده کنید.
- مانایی: پیش از انجام تحلیل رگرسیون لازم است اطمینان حاصل فرمائید که سری زمانی مانا باشد. آزمون ریشه واحد[7] مانند آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته[8] یا تفاضل‌گیری می-توانند جهت هموارسازی روند و واریانس ثابت بکار برده شوند زیرا روند و فصلی بودن مقدار سری زمانی در زمان‌های مختلف را متأثر خواهد کرد (ریابکو، د. ۲۰۱۹[9]).

[1] Baltagi, B. H. 2011
[2] Chatterjee, S., & Hadi, A. S. 2013
[3] multivariate regression analysis
[4] Univariate regression analysis.
[5] Kolmogorov- Smirnov test
[6] Jarque-bera test
[7] Unit root test
[8] Augmented Dicky Fuller (ADF) test
[9] Ryabko, D. 2019

پس از بررسی این دو فرض، می‌توانید رگرسیون را انجام دهید. یک رگرسیون ساده خطی به همراه یک متغیر مستقل و دو متغیر مستقل در زیر نشان داده شده است:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i. \qquad i = 1. \ldots . n \quad (۲)$$

بگونه‌ای که:

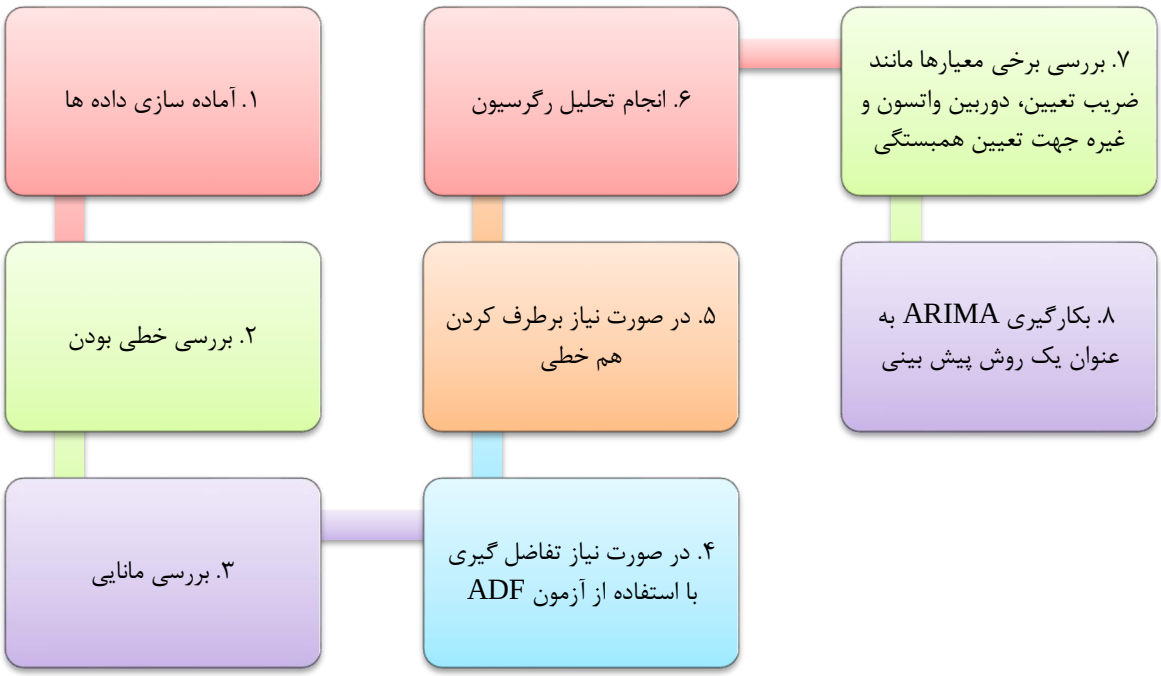
y_i: متغیر وابسته

β_0: عرض از مبدأ

β_1: ضریب x_i

x_i: متغیر مستقل

در نهایت، بازدهی را برای یک روز بعد با بکارگیری مدل ARIMA[1] پیش‌بینی کرده‌ایم. مدل ARIMA تحلیلی آماری است که از داده‌های سری زمانی جهت درک بهتر پایگاه داده یا پیش‌بینی روندهای آتی مورد استفاده قرار می‌گیرد. شکل(۶) فرایند تحلیل رگرسیون را نمایش می‌دهد:



شکل۶. فرایند تحلیل رگرسیون

بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری

پس از پیش‌بینی بازدهی شرکت‌ها، پورتفوی بهینه‌ای شامل سود بیشینه و ریسک کمینه ایجاد خواهیم کرد. بنابراین، از مدل ارزش در معرض ریسک[2] (VaR) و ارزش در معرض ریسک شرطی[3] (C-VaR) جهت تخمین حداکثر ریسک محتمل یا بیشترین زیان استفاده کرده‌ایم.

ارزش در معرض ریسک (VaR)

بدلیل آنکه تمرکز این مقاله درباره بهینه‌سازی پورتفو است فرض می‌کنیم که بازدهی از توزیع نرمال پیروی می‌کنند و همبستگی بین دارایی‌های پرخطر ثابت است. در این حالت، ارزش در معرض ریسک همانند زیر محاسبه می‌شود:

$$VaR_{1-\alpha} = \mu_p - \acute{\emptyset}^{-1}(1-\alpha) \cdot \sigma_p \quad (۳)$$

بگونه‌ای که μ_p و σ_p به ترتیب میانگین و واریانس شرطی پورتفولیو هستند و $\acute{\emptyset}^{-1}$ تابع چگالی تجمعی معکوس است در سطح احتمال α است. در مسئله بهینه‌سازی پورتفوی، VaR بصورت حداقل ارزش حقیقی‌ای (γ) است که از $w'r$ با احتمال α تجاوز نمی‌کند. این تعریف بصورت زیر نشان‌داده می‌شود:

[1] autoregressive integrated moving average (ARIMA)
[2] Value at Risk
[3] Conditional Value at Risk

$$VaR_{\alpha}(w) = Min\{\gamma: P(\gamma \leq -w'r) \leq \alpha\} \quad (۴)$$

بگونه‌ای که r و w بردارهای بازدهی و وزن‌های دارایی‌های ریسکی هستند و $\bar{R}_P = w'r$ میانگین پورتفولیو است. همچنین، P برابر با توزیع احتمال بازدهی دارایی است. از این-رو، مسئله بهینه‌سازی پورتفوی براساس تعریف VaR می‌تواند بصورت زیر نوشته شود:

$$Min_W \quad \gamma \quad (۵)$$
$$s \cdot t \cdot \quad w'e = 1$$

بگونه‌ای که e بردار یکّه است و محدودیت بودجه بیان می‌کند که مجموع اوزان دارایی برابر با ۱ است.

در مالی، فرض می‌شود که توزیع و بازدهی نرمال با بردار میانگین μr و ماتریس واریانس- کوواریانس Ωr است. با بکارگیری و فرض رویکرد پارامتریک، پورتفوی بهینه همانند زیر است:

$$Min\ VaR_{\alpha}(w) = -w'\mu r + \acute{\emptyset}^{-1}(\alpha) \cdot \sqrt{w'\Omega r w} \quad (۶)$$
$$s \cdot t \cdot \quad 1 \cdot w'e = 1$$
$$2 \cdot \mu p = w'\mu r = \text{r}$$

بگونه‌ای که r سود مورد نظر و دومین محدودیتی است که نشان می‌دهد میانگین مورد انتظار پورتفوی باید برابر با r باشد. μr و Ωr بسادگی به ترتیب با توجه به معادله ۷ و ۸ بدست می‌آیند:

$$\mu r = \begin{bmatrix} \mu 1 \\ \mu 2 \\ \vdots \\ \mu n \end{bmatrix}, \quad \Omega r = \begin{bmatrix} \sigma 11 & \sigma 12 & \dots & \sigma 1n \\ \sigma 21 & \sigma 22 & \dots & \sigma 2n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma n1 & \sigma n1 & \dots & \sigma nn \end{bmatrix} \quad (۷)$$

بگونه‌ای که:

$$\sigma_{ij} = E[(r_i - \mu_i)(r_j - \mu_j) \quad \mu_{i=E(ri).} \quad (۸)$$

ارزش در معرض ریسک شرطی (C-VaR)

معیار دیگر اندازه‌گیری ریسک، C-VaR می‌باشد که توسط اوریاسف و راکافِلار[1] (۱۹۹۹) معرفی گردید. این شاخص دارای مزایایی به نسبت VaR است. یکی از آن‌ها این است که C-VaR می‌تواند ریسک را تحت شرایط اقتصادی نامطلوب تخمین بزند. به عبارتی دیگر، VaR زیان مورد انتظار را تحت سطح اطمینان یا احتمال خاص در شرایط بازار عادی اندازه می‌گیرد درحالی‌که C-VaR اطلاعات مفیدی درباره بازار و زیان مورد انتظار طی شرایط اقتصادی غیرقابل انتظار می‌دهد. از سویی دیگر، C-VaR اطلاعاتی را درباره سمت چپ منحنی توزیع می‌دهد زمانی‌که زیان مورد انتظار از VaR تجاوز کند. C-VaR می‌تواند بصورت ریاضی همانند زیر نمایش داده شود:

$$CVaR_{1-a} = E(X.X > VaR_{1-a}) \quad (۹)$$

طبق تعریف VaR و با فرض $f(x)$ به عنوان تابع چگالی، C-VaR می‌تواند به صورت زیر نشان‌داده شود:

$$CVaR_{1-a} = \frac{1}{\alpha}\int_{-\infty}^{VaR1-\alpha} x\, f(x)dx \quad (۱۰)$$

اگر $f(x)$ به عنوان تابع چگالی نرمال در نظر گرفته شود، C-VaR بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$CVaR_{1-a} = \mu_P - a^{-1} \cdot \varphi\,[\acute{\emptyset}^{-1}(1-\alpha)] \cdot \sigma_P \quad (۱۱)$$

بگونه‌ای که φچگالی نرمال استاندارد و $\acute{\emptyset}$ تابع توزیع تجمعی می‌باشد. مشخص است که C-VaR از VaR بزرگتر است. مسائل می‌توانند توسط معیار اندازه‌گیری ریسک C-VaR حل و بهینه‌سازی شوند:

$$CVaR_{1-a} = -w'\mu r + a^{-1}.\ \varphi\,[\acute{\emptyset}^{-1}(1-\alpha)] \cdot \sqrt{w'\Omega r w}$$
$$\text{s.t.} \quad 1.\ w'e = 1 \quad (۱۲)$$
$$2.\ \mu p = w'\mu r = \text{r}$$

نخست، بازدهی را محاسبه کرده‌ایم. سپس، پورتفویی با مبلغی معین مثلا حدود ۱میلیون دلار تشکیل داده‌ایم. در گام بعد، این پورتفوی را با مدل‌های VaR و C-VaR بهینه کرده‌ایم. در نهایت، مرز کار را نیز محاسبه گردیده‌است.

[1] Uryasev and Rockafellar (1999)

یافته‌های پژوهش

همانگونه که پیش‌تر بیان کردیم، تصمیم داریم بازدهی استارتاپ را برای سه استارتاپ مانند DBX، G24.DE و TIE.AS با استفاده از داده‌های تاریخی روزانه سه سال اخیر پیش‌بینی کنیم. الگوریتم ژنتیک به عنوان انتخاب ویژگی و شبکه عصبی برای یافتن راه حل بهینه استفاده گردیده است. جهت قابلیت مقایسه، از مدل‌های اقتصادسنجی مانند تحلیل رگرسیون استفاده کرده‌ایم. VaR و C-VaR دو روشی هستند که جهت بهینه‌سازی پورتفوی مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

الگوریتم ژنتیک

بعد از جمع‌آوری داده‌ها، لازم است آن‌ها را پردازش و آماده کنیم. جدول (۵) داده‌های نرمال‌شده را نمایش می‌دهد:

جدول۵. جدول نمایش داده‌ها

DBX										
No	Open	High	Low	Close	^TNX	CBBTCUSD	DCOILBRENTEU	DJIA	...	Return
1	-0.50804	-0.50217	-0.42956	-0.43888	0.892341	-0.96577	0.172756	-0.50024	...	0.33455
2	-0.45444	-0.50838	-0.39506	-0.50978	0.798687	-0.96102	0.151096	-0.5793	...	0.822897
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
722	0.074449	0.018001	0.136285	0.08802	-0.14836	1	0.913622	1	...	0.514308
G24.DE										
No	Open	High	Low	Close	^TNX	CBBTCUSD	DCOILBRENTEU	DJIA	...	Return
1	-0.87023	-0.85980	-0.90575	-0.86608	0.892341	-0.967665	0.172756	-0.50023	...	0.242708
2	-0.90956	-0.88431	-0.91666	-0.91593	0.798687	-0.963186	0.151096	-0.57929	...	0.564142
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
729	0.117719	0.119608	0.140873	0.121212	-0.14135	0.882458	0.650574	0.883618	...	0.467623
TIE.AS										
No	Open	High	Low	Close	^TNX	CBBTCUSD	DCOILBRENTEU	DJIA	...	Return
1	-0.96915	-0.95886	-0.96858	-0.95800	0.892341	-0.969836	0.172756	-0.51355	...	0.537009
2	-0.97943	-0.95372	-0.98429	-0.95275	0.798687	-0.965659	0.151096	-0.59050	...	0.45144
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
742	0.568123	0.568123	0.581152	0.580052	-0.23763	0.943655	0.607255	0.796214	...	0.549234

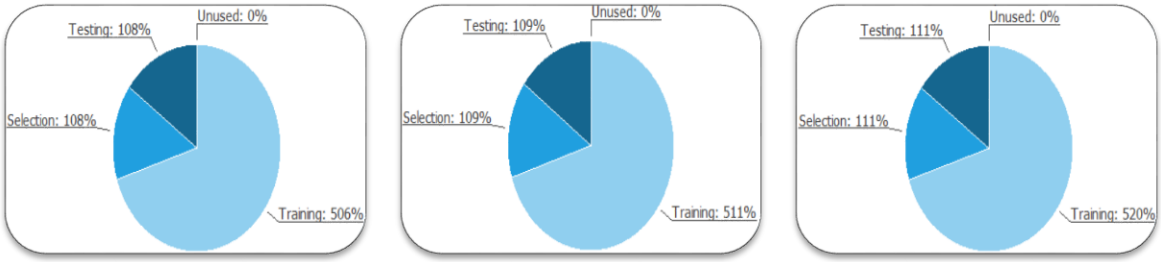
همانگونه که قابل مشاهده است، انواع نماگرها به عنوان متغیرهای ورودی استفاده گردیده‌اند. جدول (۶) فهرستی از متغیرهای مورد استفاده به عنوان ورودی و هدف را نشان می‌دهد:

جدول ۶. جدول متغیرها

No	Name	Use	No	Name	Use
1	Open	Input	11	NASDAQCOM	Input
2	High	Input	12	SP500	Input
3	Low	Input	13	US dollar index	Input
4	Close	Input	14	WILL5000INDFC	Input
5	^TNX	Input	15	Funding	Input
6	CBBTCUSD	Input	16	Business model	Input
7	DCOILBRENTEU	Input	17	Idea	Input
8	DJIA	Input	18	Team	Input
9	DTWEXBGS	Input	19	Timing	Input
10	Gold price	Input	20	Return	Target

از ۲۰ متغیر (۱۹ متغیر ورودی و ۱ متغیر هدف) استفاده گردیده است. متغیرهای زیادی وجود دارند که می‌توانند قابلیت پیش-بینی را افزایش دهند.

همانگونه که بیان کردیم، از ۷۰درصد داده‌ها به عنوان آموزش و مابقی جهت آزمون و اعتبارسنجی استفاده گردیده است.



DBX G24.DE TIE.AS

شکل۷. نمودار دایره‌ای مشاهدات

یکی از مهم‌ترین نماگرهایی که می‌تواند جهت درک بهتر اهمیت متغیرها مفید باشد، همبستگی است. جدول (۷) ضریب همبستگی بین ورودی‌ها و هدف را نشان می‌دهد.

جدول۷. همبستگی ورودی– هدف

DBX			G24.DE			TIE.AS		
Variables	type	Return	Variables	type	Return	Variables	type	Return
US dollar index	Linear	0.055739	US dollar index	Linear	-0.077643	^TNX	Linear	-0.055033
CBBTCUSD	Linear	-0.047404	SP500	Linear	-0.073814	DCOILBRENTEU	Linear	-0.04633
High	Linear	-0.047172	NASDAQCOM	Linear	-0.072948	US dollar index	Linear	0.043474
DCOILBRENTEU	Linear	-0.046661	WILL5000INDFC	Linear	-0.071625	Gold price	Linear	0.038137
Open	Linear	-0.044245	DJIA	Linear	-0.07064	NASDAQCOM	Linear	0.016387
Timing	Linear	-0.044023	High	Linear	-0.065849	Timing	Linear	-0.014995
Team	Linear	-0.044023	Open	Linear	-0.065164	Team	Linear	-0.014995
Idea	Linear	-0.044023	Timing	Linear	-0.063166	Idea	Linear	-0.014995
Business model	Linear	-0.044023	Team	Linear	-0.063166	Business model	Linear	-0.014995
Funding	Linear	-0.044023	Idea	Linear	-0.063166	Funding	Linear	-0.014995
Close	Linear	-0.044023	Business model	Linear	-0.063166	Close	Linear	-0.014995
Low	Linear	-0.03768	Funding	Linear	-0.063166	DTWEXBGS	Linear	0.013971
DJIA	Linear	-0.024628	Close	Linear	-0.063166	Low	Linear	-0.010277
Gold price	Linear	0.022602	Low	Linear	-0.060027	High	Linear	-0.009284
^TNX	Linear	-0.01475	DTWEXBGS	Linear	0.055138	Open	Linear	-0.008858
SP500	Linear	-0.013109	Gold price	Linear	-0.048585	WILL5000INDFC	Linear	0.006012
DTWEXBGS	Linear	-0.01257	CBBTCUSD	Linear	-0.046648	CBBTCUSD	Linear	-0.004019
WILL5000INDFC	Linear	-0.008415	DCOILBRENTEU	Linear	-0.026154	SP500	Linear	0.003305
NASDAQCOM	Linear	0.001767	^TNX	Linear	0.01507	DJIA	Linear	-0.002706

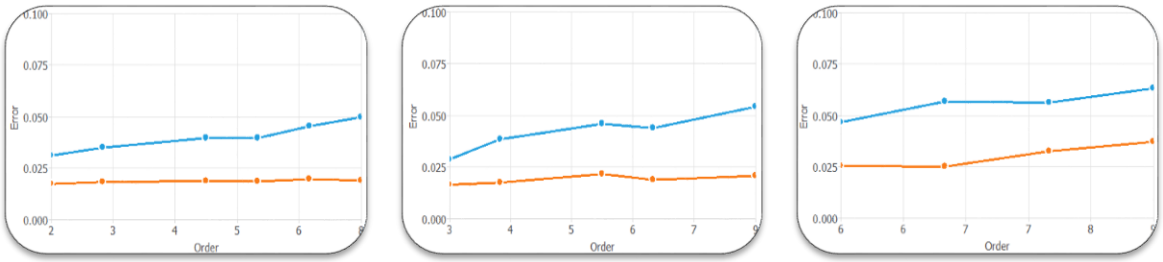
در استارتاپ DBX و G24.DE بیشترین همبستگی بین بازدهی و شاخص دلار ایالات متحده است بگونه‌ای که در استارتاپ TIE.AS شاخص اوراق خزانه ۱۰ساله امریکا بیشترین همبستگی را با بازدهی دارد.

از انتخاب مدل جهت یافتن شبکه عصبی با خطای بهینه استفاده گردیده است. دو نوع انتخاب مدل وجود دارد: ۱. انتخاب مرتبه که جهت یافتن بهترین ساختار بکار می‌رود. ۲. انتخاب ورودی که جهت یافتن مهم‌ترین متغیرها بکار می‌رود. الگوریتم انتخاب مرتبه مورد نظر در این مقاله الگوریتم شبیه-سازی تبرید می‌باشد. این الگوریتم روشی تصادفی الهام گرفته از صنعت متالورژیکی است. پارامترهای الگوریتم انتخاب مرتبه در جدول (۸) نمایش داده شده است:

جدول۸. پارامترهای الگوریتم انتخاب مرتبه

پارامترها	توضیحات	مقدار
مرتبه کمینه	تعداد پرسپترون پنهان کمینه مورد ارزیابی	۱
مرتبه بیشینه	تعداد پرسپترون پنهان بیشینه مورد ارزیابی	۱۰
نرخ خنک سازی	عامل کاهش دما برای شبیه سازی تبرید	۰.۵
تعداد امتحان	تعداد آزمایش برای هر شبکه عصبی	۳
آستانه خطا	آستانه تحمل برای خطای انتخاب در آموزش الگوریتم	۰.۰۱
انتخاب زیان هدف	مقدار هدف برای خطای انتخاب	۰
حداقل دما	دمای کمینه قابل دستیابی در الگوریتم شبیه سازی تبرید	۰.۰۰۱
حداکثر تعداد تکرار	حداکثر تعداد تکرار جهت اجرای الگوریتم	۱۰۰
حداکثر زمان	حداکثر زمان برای الگوریتم انخاب مرتبه	۳۶۰۰
نمایش تاریخچه خطای آموزش	ترسیم نمودار به همراه خطای آموزش هر تکرار	بله
نمایش تاریخچه خطای انتخاب	ترسیم نمودار به همراه خطای انتخاب هر تکرار	بله

تاریخچه خطا برای مجموعه‌های مختلف طی انتخاب مرتبه شبیه سازی تبرید می‌تواند در شکل بعد مشاهده شود. خط آبی خطای یادگیری را نشان می‌دهد و خط نارنجی نماد خطای انتخاب است.



DBX G24.DE TIE.AS

شکل۸. نموار خطای شبیه سازی تبرید

جدول (۹) نتایج انتخاب مرتبه را با استفاده از الگوریتم بهینه-سازی شبیه سازی تبرید نشان می‌دهد. این نتایج شامل مقادیر نهایی شبکه عصبی، مقدار خطا و الگوریتم انتخاب مرتبه است.

جدول۹. نتایج انتخاب مرتبه

پارامترها	DBX	G2.DE	TIE.AS
مرتبه بهینه	۲	۳	۶
خطای یادگیری بهینه	۰.۰۳۱۰۸۳۲	۰.۰۲۸۷۰۱	۰.۰۴۶۷۷۲
خطای انتخاب بهینه	۰.۰۱۷۲۳۱۶	۰.۰۱۶۳۷۸	۰.۰۲۵۴۰۴
تعداد تکرار	۵	۵	۵
زمان انجام محاسبات	۰:۰۲	۰:۰۱	۰:۰۲

جدول (۹) تعداد نرون بهینه و مناسب در لایه پنهان را برای سه استارتاپ نشان می‌دهد که به ترتیب ۲، ۳ و ۶ است.

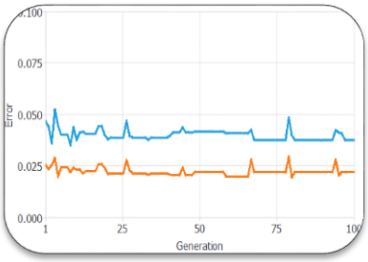
جدول (۱۰) پارامترهای الگوریتم ژنتیک را به عنوان مدل انتخاب ورودی نشان می‌دهد:

جدول۱۰. پارامترهای انتخاب ورودی

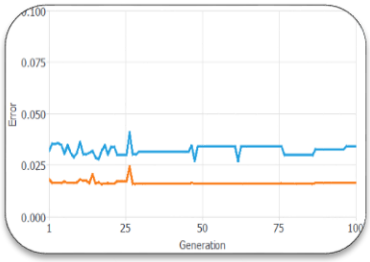
پارامترها	توضیحات	مقدار
تعداد آزمایش	تعداد امتحان برای هر شبکه عصبی	۱
آستانه تحمل	مقدار آستانه برای خطای انتخاب در آموزش الگوریتم	۰.۰۱
اندازه جمعیت	اندازه جمعیت هر نسل	۲۰
روش ایجاد جمعیت اولیه	روش ایجاد جمعیت اولیه مورد استفاده در این الگوریتم	تصادفی
روش تخصیص تناسب	روش تخصیص تابع تناسب مورد استفاده در این الگوریتم	برمبنای رتبه
روش قطع	روش قطع مورد نظر در این الگوریتم	یکنواخت
اندازه نخبه گرایی	تعداد اعضایی که همواره برای ترکیب انتخاب خواهند شد	۲
قطع نخستین نقطه	نقطه نخست در ترکیب تک نقطه ای و دونقطه ای استفاده گردیده است. اگر برابر با ۰ باشد، الگوریتم نقطه ای تصادفی را برای هر جفت نوزاد انتخاب می کند	۰
قطع دومین نقطه	نقطه دوم در روش قطع دو نقطه ای استفاده گردیده است. اگر برابر با ۰ باشد، الگوریتم نقطه ای تصادفی را برای هر جفت نوزاد انتخاب می کند	۰
فشار انتخاب	تخصیص تابع تناسب براساس رتبه به مقادیر برای فشار انتخابی بزرگتر از ۰ اجازه می دهد	۱.۵
نرخ جهش	این پارامتر عملگر جهش است	۰.۰۵
انتخاب زیان دهف	مقدار هدف برای خطای انتخاب	۰

حداکثر تعداد نسل	تعداد بیشینه نسل ها جهت اجرای الگوریتم	۱۰۰
حداکثر زمان	حداکثر زمان برای الگوریتم انتخاب ورودی	۳۶۰۰
ترسیم تاریخچه خطای آموزش	ترسیم نمودار به همراه خطای آموزش بهینه هر نسل	بله
ترسیم تاریخچه خطای انتخاب	ترسیم نمودار به همراه خطای انتخاب بهینه هر نسل	بله
ترسیم تاریخچه میانگین نسل	ترسیم نمودار به همراه میانگین خطای انتخاب بهینه هر نسل	بله
ترسیم تاریخچه انحراف استاندارد نسل	ترسیم نمودار به همراه انحراف استاندارد خطای انتخاب بهینه هر نسل	خیر

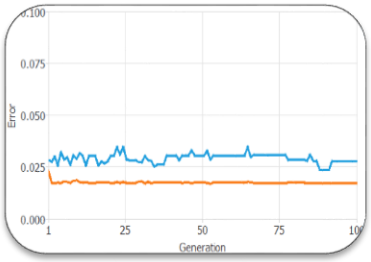
شکل (۹) تاریخچه خطا طی انتخاب ورودی با استفاده از الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد. خط آبی خطای یادگیری است که مقادیر اولیه برای DBX، G24.DE و TIE.AS به ترتیب ۰,۰۲۸۲۳۲۹، ۰,۰۳۱۸۷۴۴ و ۰,۰۴۶۷۴۴۸ است. مقدار نهایی بعد از ۱۰۰ نسل برابر با ۰,۰۲۸۲۳۲۹، ۰,۰۳۵۳۳۶۹ و ۰,۰۵۲۲۹۸۸ است. خط نارنجی نماد خطای انتخاب است که مقادیر اولیه به ترتیب برابر با ۰,۰۲۳۰۳۲۳، ۰,۰۱۸۰۷۵۶ و ۰,۰۲۵۷۴۳۹ است و مقادیر نهایی بعد از ۱۰۰ نسل برابر با ۰,۰۲۳۰۳۲۳، ۰,۰۱۶۳۱۳۵ و ۰,۰۲۸۷۲۲۲ است.



TIE.AS



G24.DE



DBX

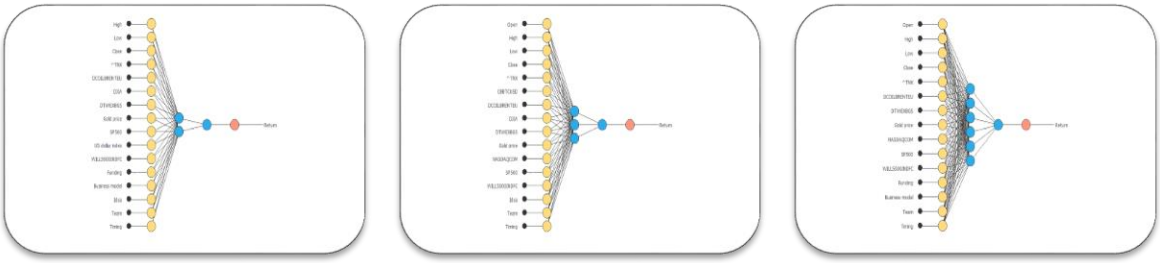
شکل۹. نمودار خطای الگوریتم ژنتیک

جدول (۱۱) نتایج انتخاب ورودی بوسیله الگوریتم ژنتیک را نمایش می‌دهد. این جدول شامل برخی پارامترهای بهینه مانند تعداد متغیرهای ورودی بهینه، تعداد نسل‌ها و ... است.

جدول۱۱. نتیجه انتخاب ورودی بوسیله الگوریتم ژنتیک

پارامترها	DBX	G24.DE	TIE.AS
تعداد بهینه ورودی	۱۶	۱۶	۱۵
خطای بهینه آموزش	۰.۰۲۸۲۳۳	۰.۰۳۵۳۳۷	۰.۰۵۲۲۹۹
خطای بهینه انتخاب	۰.۰۲۳۰۳۲	۰.۰۱۶۳۱۴	۰.۰۲۸۷۲۲
تعداد نسل ها	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
زمان محاسبه	۰:۰۲	۰:۰۴	۰:۱۵

شکل (۱۰) نتایج بصری مانند تعداد متغیرهای ورودی و لایه-های مخفی را نشان می‌دهد. دایره‌های زرد نورون‌های مقیاس‌گذاری شده و دوایر آبی نورون‌های پرسپترون و دوایر قرمز نورون‌های بدون مقیاس‌گذاری شده را نشان می‌دهد.



TIE.AS G24.DE DBX

شکل۱۰. ساختار نهایی

در نهایت، می‌توانید خطاها را براساس توابع زیان مختلف مانند SSE، MSE و ... در جدول (۱۲) ملاحظه بفرمائید.

جدول۱۲. تخمین خطا براساس توابع خطای مختلف

DBX			
پارامترها	آموزش	انتخاب	آزمون
SSE	130.862	29.2654	29.2952
MSE	0.25862	0.270975	0.271252
RMSE	0.508547	0.520553	0.520819
NSE	17.0099	15.81	16.434
Minkowski error	179.583	39.5988	39.5928
G24.DE			
پارامترها	آموزش	انتخاب	آزمون
SSE	128.194	27.9491	26.7845
MSE	0.250869	0.256414	0.245729
RMSE	0.500869	0.506373	0.495711
NSE	16.5762	16.0352	15.8858
Minkowski error	177.208	38.3036	37.2006
TIE.AS			
پارامترها	آموزش	انتخاب	آزمون
SSE	139.476	31.523	28.3731
MSE	0.268224	0.283991	0.255613
RMSE	0.517903	0.532908	0.505582
NSE	15.7846	14.2163	17.5963
Minkowski error	189.218	42.0131	39.0573

نتایج شبکه عصبی مصنوعی

ANN برای یافتن راه حل بهینه استفاده گردیده است. متغیرهای ورودی ANN متغیرهایی هستند که توسط الگوریتم ژنتیک شناسایی و بدست آمده‌اند. الگوریتم‌ها و پارامترهای شبکه در جدول (۱۳) نمایش داده شده‌اند:

جدول۱۳. پارامترهای شبکه

پارامترها	
تقسیم داده	تصادفی(dividerand)
آموزش	گرادیان مزدوج مقیاس دهی شده(Trainscg)
عملکرد	میانگین مربعات خطا(MSE)
محاسبات	MEX

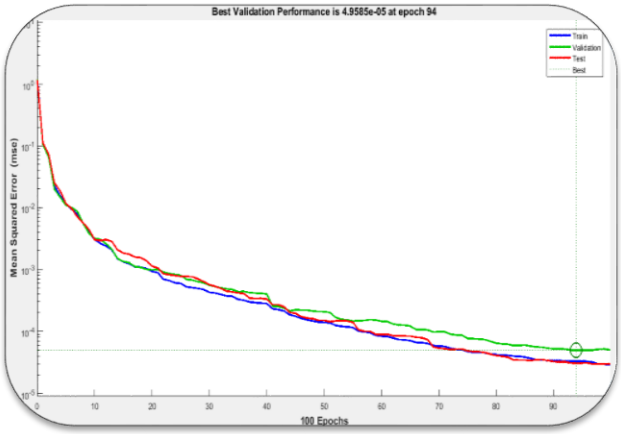
بعد از آموزش شبکه توسط پارامترهای مورد نظر، پیشرفت و نتایج زیر حاصل شده است:

جدول۱۴. دستاورد شبکه

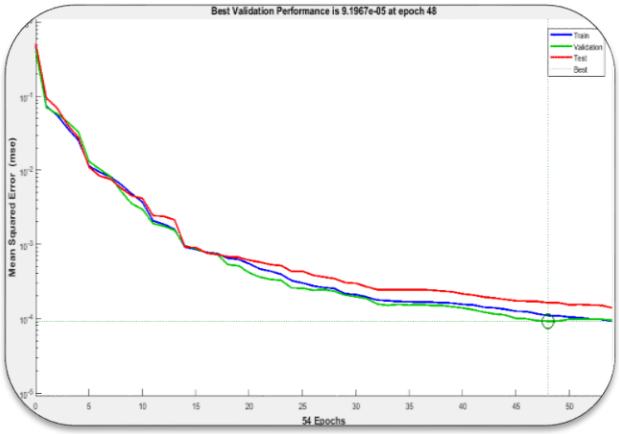
DBX			
پارامترها	مقدار اولیه	نتایج	مرز بالایی (مقدار)
تکرار	۰	۱۰۰	۱۰۰۰
زمان	–	۰:۰۰:۰۰	–
عملکرد	۱.۲۲	۲.۹۱E-۰۵	۰.۰۰
گرادیان	۲.۷۹	۰.۰۰۰۷۱۶	۱.۰۰e-۰۶
بررسی های تأیید	۰	۶	۶
G24.DE			
پارامترها	مقدار اولیه	نتایج	مرز بالایی (مقدار)
تکرار	۰	۵۴	۱۰۰۰
زمان	–	۰:۰۰:۰۰	–
عملکرد	۰.۴۸۳	۹.۲۰e-۰۵	۰.۰۰
گرادیان	۱.۵۱	۰.۰۰۲۸۰	۱.۰۰e-۰۶
بررسی های تأیید	۰	۶	۶
TIE.AS			
پارامترها	مقدار اولیه	نتایج	مرز بالایی (مقدار)
تکرار	۰	۵۸	۱۰۰۰
زمان	–	۰:۰۰:۰۰	–
عملکرد	۰.۵۴۷	۰.۰۰۰۱۰۲	۰.۰۰
گرادیان	۲.۰۴	۰.۰۰۱۷۸	۱.۰۰e-۰۶
بررسی های تأیید	۰	۶	۶

پارامترهای مختلف وظایف مختلفی دارند. به عنوان مثال، گرادیان شاخصی است که می‌تواند به عنوان بارومتر عمل کند و وظعیت یادگیری را نمایش دهد.

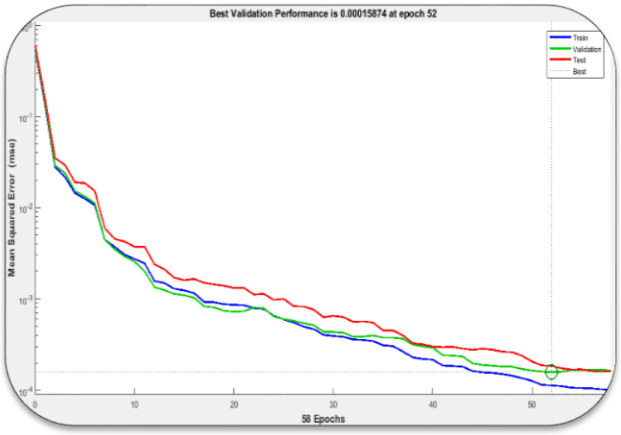
شکل (۱۱) عملکرد شبکه را طی هر تکرار نمایش می‌دهد:



DBX



G24.DE

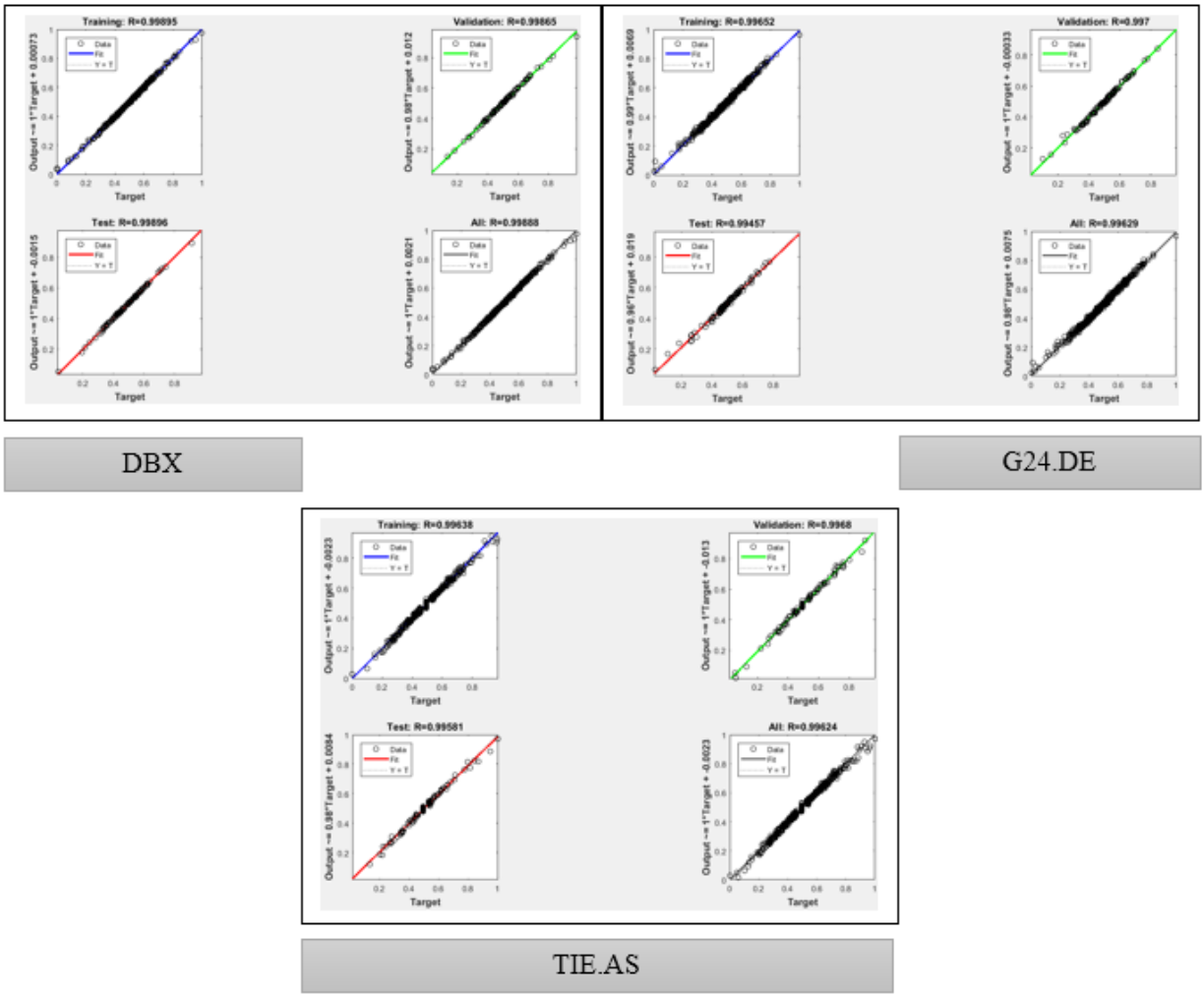


TIE.AS

شکل۱۱. عملکرد شبکه عصبی طی هر تکرار

بهترین عملکرد برای DBX، G24.DE و TIE.AS به ترتیب ۰,۰۰۰۰۴۹۵۸۵، ۰,۰۰۰۰۹۱۹۶۷ و ۰,۰۰۰۱۵۸۷۴ در تکرارهای ۹۴، ۴۸ و ۵۲ هستند. (جهت کسب اطلاعات بیشتر درباره هیستوگرام خطا، لطفا به شکل الف در پیوست مراجعه بفرمائید). مرحله نهایی، رگرسیون است. این مرحله شامل سه بخش از جمله آموزش، اعتبارسنجی و آزمون است. شکل۱۲

رگرسیون (داده های فیت شده) به ازای هر پایگاه داده را نشان می‌دهد:



شکل۱۲. تحلیل رگرسیون (داده‌های واقعی در برابر پیش‌بینی)

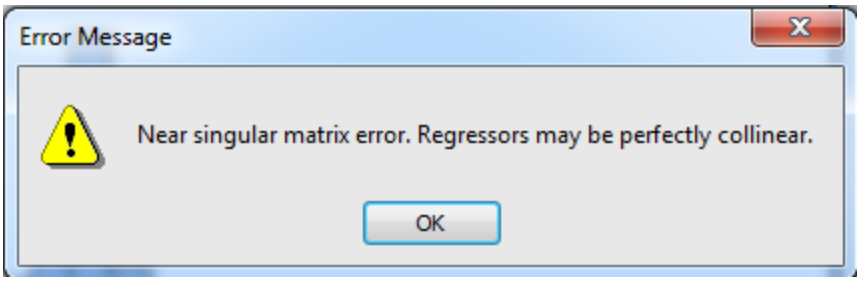
برخی معیارهای اندازه‌گیری وجود دارند که می‌توانند خوبی برازش را نشان دهند. یکی از آن‌ها ضریب تعیین است. همانگونه که قابل مشاهده است، در هر سه استارتاپ مقدار ضریب تعیین بیش از ۹۹٪ است و این به معنای توانایی پیش-بینی بالای شبکه است.

بدین منظور از جعبه ابزار ترسیم شبکه عصبی متلب[1] استفاده گردیده است. بنابراین، می‌توانید نمونه کد بکاررفته را در پیوست و جدول الف مشاهده بفرمائید.

مدل‌های اقتصادسنجی

همانگونه که پیش‌تر بیان کردیم، مدل‌های اقتصادسنجی دارای مفروضات متعددی مانند نرمال بودن، خطی بودن، مانایی و غیره هستند. در این مقاله، بدلیل آنکه بازدهی لگاریتمی استفاده گردیده است، سری‌های زمانی نرمال و مانا هستند. در نتیجه، هیچ نیازی به آزمون مانایی نیست. بعد از انجام رگرسیون، شکل (۱۳) برای هر سه استارتاپ نمایان گردیده است:

[1] Neural Network Fitting MATLAB Toolbox



شکل۱۳. پیام خطا بعد از انجام رگرسیون

شکل (۱۳) نشان می‌دهد که هم‌خطی بین برخی متغیرها وجود دارد. لازم است این مسئله را برطرف نماییم. یکی از راه‌حل های مهم ماتریس همبستگی است. با استفاده از ماتریس همبستگی می‌توانیم متغیرهایی که دارای همبستگی کامل هستند را شناسایی و حذف کنیم.

جدول۱۵. ماتریس همبستگی

DBX

Variables	RETURN	_TNX	BUSINESS	CLOSE	DCOILBR	DJIA	DTWEXBG	FUNDING	GOLD_PR	HIGH	IDEA	LOW	SP500	TEAM	US_DOLL	WILL5000INDFC
RETURN	1	-0.011268	-0.070273	-0.070273	-0.054555	-0.029308	-0.001329	-0.070273	0.0178917	-0.069578	-0.070273	-0.062933724	-0.020602979	-0.070273	0.0394489	-0.017381504
_TNX	-0.011268	1	-0.048267	-0.048267	0.3955912	-0.32404	0.0520471	-0.048267	-0.889667	-0.051023	-0.048267	-0.048645306	-0.441127722	-0.048267	-0.606362	-0.45405337
BUSINESS_MODEL	-0.070273	-0.048267	1	1	0.5071134	0.6974832	-0.554975	1	0.2471716	0.9966718	1	0.996766208	0.686892442	1	0.4685589	0.697637633
CLOSE	-0.070273	-0.048267	1	1	0.5071134	0.6974832	-0.554975	1	0.2471716	0.9966718	1	0.996766208	0.686892442	1	0.4685589	0.697637633
DCOILBRENTEU	-0.054555	0.3955912	0.5071134	0.5071134	1	0.6338877	-0.695456	0.5071134	-0.238811	0.5059351	0.5071134	0.514121529	0.499936421	0.5071134	-0.046768	0.49189616
DJIA	-0.029308	-0.32404	0.6974832	0.6974832	0.6338877	1	-0.718095	0.6974832	0.538915	0.6992336	0.6974832	0.702305335	0.977734615	0.6974832	0.4975904	0.974157168
DTWEXBGS	-0.001329	0.0520471	-0.554975	-0.554975	-0.695456	-0.718095	1	-0.554975	-0.169747	-0.55302	-0.554975	-0.556032802	-0.621383576	-0.554975	-0.404974	-0.636241566
FUNDING	-0.070273	-0.048267	1	1	0.5071134	0.6974832	-0.554975	1	0.2471716	0.9966718	1	0.996766208	0.686892442	1	0.4685589	0.697637633
GOLD_PRICE	0.0178917	-0.889667	0.2471716	0.2471716	-0.238811	0.538915	-0.169747	0.2471716	1	0.2503665	0.2471716	0.247437312	0.666700448	0.2471716	0.7179948	0.671879079
HIGH	-0.069578	-0.051023	0.9966718	0.9966718	0.5059351	0.6992336	-0.55302	0.9966718	0.2503665	1	0.9966718	0.99549609	0.690095958	0.9966718	0.4704537	0.701059677
IDEA	-0.070273	-0.048267	1	1	0.5071134	0.6974832	-0.554975	1	0.2471716	0.9966718	1	0.996766208	0.686892442	1	0.4685589	0.697637633
LOW	-0.062934	-0.048645	0.9967662	0.9967662	0.5141215	0.7023053	-0.556033	0.9967662	0.2474373	0.9954961	0.9967662	1	0.690468349	0.9967662	0.4657619	0.700595758
SP500	-0.020603	-0.441128	0.6868924	0.6868924	0.4999364	0.9777346	-0.621384	0.6868924	0.6667004	0.690096	0.6868924	0.690468349	1	0.6868924	0.5892559	0.998492335
TEAM	-0.070273	-0.048267	1	1	0.5071134	0.6974832	-0.554975	1	0.2471716	0.9966718	1	0.996766208	0.686892442	1	0.4685589	0.697637633
US_DOLLAR_INDEX	0.0394489	-0.606362	0.4685589	0.4685589	-0.046768	0.4975904	-0.404974	0.4685589	0.7179948	0.4704537	0.4685589	0.465761937	0.589255865	0.4685589	1	0.609784134
WILL5000INDFC	-0.017382	-0.454053	0.6976376	0.6976376	0.4918962	0.9741572	-0.636242	0.6976376	0.6718791	0.7010597	0.6976376	0.700595758	0.998492335	0.6976376	0.6097841	1

G24.DE

Variables	RETURN	_TNX	CLOSE	OILBRENT	DJIA	DTWEXBG	OLD_PRIC	HIGH	IDEA	LOW	SP500	TEAM	WILL5000INDFC
RETURN	1	0.0182376	-0.0765	-0.046739	-0.071622	0.0588997	-0.043029	-0.077482	-0.0765	-0.074398	-0.070481	-0.076499538	-0.068331344
_TNX	0.0182376	1	-0.868411	0.3940702	-0.32226	0.0519579	-0.888796	-0.871704	-0.868411	-0.864291	-0.437178	-0.868410783	-0.4504543
CLOSE	-0.0765	-0.868411	1	-0.269787	0.4419738	-0.039378	0.892695	0.9980979	1	0.9981719	0.5465865	1	0.546514673
DCOILBRENTEU	-0.046739	0.3940702	-0.269787	1	0.6366491	-0.691308	-0.234084	-0.276473	-0.269787	-0.260795	0.5043171	-0.269786809	0.496307563
DJIA	-0.071622	-0.32226	0.4419738	0.6366491	1	-0.71057	0.5402234	0.4419141	0.4419738	0.4455528	0.9777555	0.441973795	0.974390198
DTWEXBGS	0.0588997	0.0519579	-0.039378	-0.691308	-0.71057	1	-0.168436	-0.036208	-0.039378	-0.046851	-0.611868	-0.039378157	-0.627464072
GOLD_PRICE	-0.043029	-0.888796	0.892695	-0.234084	0.5402234	-0.168436	1	0.8989189	0.892695	0.887542	0.6660337	0.892694972	0.671516338
HIGH	-0.077482	-0.871704	0.9980979	-0.276473	0.4419141	-0.036208	0.8989189	1	0.9980979	0.9969433	0.5487011	0.9980979	0.548669735
IDEA	-0.0765	-0.868411	1	-0.269787	0.4419738	-0.039378	0.892695	0.9980979	1	0.9981719	0.5465865	1	0.546514673
LOW	-0.074398	-0.864291	0.9981719	-0.260795	0.4455528	-0.046851	0.887542	0.9969433	0.9981719	1	0.5480555	0.998171862	0.547898376
SP500	-0.070481	-0.437178	0.5465865	0.5043171	0.9777555	-0.611868	0.6660337	0.5487011	0.5465865	0.5480555	1	0.546586479	0.998487172
TEAM	-0.0765	-0.868411	1	-0.269787	0.4419738	-0.039378	0.892695	0.9980979	1	0.9981719	0.5465865	1	0.546514673
WILL5000INDFC	-0.068331	-0.450454	0.5465147	0.4963076	0.9743902	-0.627464	0.6715163	0.5486697	0.5465147	0.5478984	0.9984872	0.546514673	1

TIE.AS

Variables	RETURN	BUSINESS	CLOSE	DCOILBR	DTWEXBG	FUNDING	GOLD_PR	HIGH	LOW	SP500	TEAM	WILL5000INDFC
RETURN	1	-0.030285	-0.030285	-0.061989	0.0245075	-0.030285	0.0332601	-0.024238	-0.025761	-0.014771	-0.030285	-0.012383291
BUSINESS_MODEL	-0.030285	1	1	0.4115237	-0.604392	1	0.7032634	0.9994019	0.9992782	0.9443028	1	0.954363579
CLOSE	-0.030285	1	1	0.4115237	-0.604392	1	0.7032634	0.9994019	0.9992782	0.9443028	1	0.954363579
DCOILBRENTEU	-0.061989	0.4115237	0.4115237	1	-0.686058	0.4115237	-0.225341	0.4065179	0.4149354	0.512361	0.4115237	0.504484838
DTWEXBGS	0.0245075	-0.604392	-0.604392	-0.686058	1	-0.604392	-0.167156	-0.602453	-0.603605	-0.595769	-0.604392	-0.613375061
FUNDING	-0.030285	1	1	0.4115237	-0.604392	1	0.7032634	0.9994019	0.9992782	0.9443028	1	0.954363579
GOLD_PRICE	0.0332601	0.7032634	0.7032634	-0.225341	-0.167156	0.7032634	1	0.7059	0.7010835	0.6638752	0.7032634	0.670399987
HIGH	-0.024238	0.9994019	0.9994019	0.4065179	-0.602453	0.9994019	0.7059	1	0.9987292	0.9431499	0.9994019	0.95343642
LOW	-0.025761	0.9992782	0.9992782	0.4149354	-0.603605	0.9992782	0.7010835	0.9987292	1	0.9453297	0.9992782	0.955019453
SP500	-0.014771	0.9443028	0.9443028	0.512361	-0.595769	0.9443028	0.6638752	0.9431499	0.9453297	1	0.9443028	0.998399255
TEAM	-0.030285	1	1	0.4115237	-0.604392	1	0.7032634	0.9994019	0.9992782	0.9443028	1	0.954363579
WILL5000INDFC	-0.012383	0.9543636	0.9543636	0.5044848	-0.613375	0.9543636	0.6704	0.9534364	0.9550195	0.9983993	0.9543636	1

همانگونه که قابل مشاهده است، در استارتاپ DBX همخطی کامل بین تیم، بیشترین قیمت، مدل کسب و کار، قیمت پایانی، تأمین مالی، کمترین قیمت، ایده و زمان‌بندی وجود دارد. در شرکت G24.DE این همخطی بین تیم، بیشترین قیمت، قیمت پایانی، کمترین قیمت، ایدهف زمان-بندی و قیمت گشایش است. در استارتاپ TIE.AS همخطی بین تیم، بیشترین قیمت، مدل کسب و کار، قیمت پایانی، تأمین مالی، کمترین قیمت، زمان‌بندی و قیمت گشایش وجود دارد.

بعد از حذف متغیرهای شناسایی شده، مجددا رگرسیون را انجام داده و نتایج زیر بدست آمده است.

جدول۱۶. نتایج رگرسیون DBX

Dependent Variable: RETURN

Method: Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)

Date: 02/20/22 Time: 08:15

Sample: 1 756

Included observations: 755

RETURN=C(1)+C(2)*_TNX+C(3)*DCOILBRENTEU+C(4)*DJIA+C(5)*DTWEXBGS+C(6)*GOLD_PRICE+C(7)*IDEA+C(8)*SP500+C(9)*US_DOLLAR_INDEX+C(10)*WILL5000INDFC

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-0.028118	0.155713	-0.180576	0.8567
C(2)	0.008644	0.004215	2.050891	0.0406
C(3)	-0.000303	0.000191	-1.587952	0.1127
C(4)	1.12E-06	2.97E-06	0.376762	0.7065
C(5)	-0.000117	0.000888	-0.131635	0.8953
C(6)	-5.39E-07	2.05E-05	-0.026233	0.9791
C(7)	-0.005176	0.001500	-3.451622	0.0006
C(8)	-7.99E-05	5.91E-05	-1.351870	0.1768
C(9)	0.000699	0.000588	1.188867	0.2349
C(10)	0.001539	0.000880	1.748575	0.0808
R-squared	0.025492	Mean dependent var		0.000228
Adjusted R-squared	0.013720	S.D. dependent var		0.025957
S.E. of regression	0.025778	Akaike info criterion		-4.465426
Sum squared resid	0.495060	Schwarz criterion		-4.404145
Log likelihood	1695.698	Hannan-Quinn criter.		-4.441821
F-statistic	2.165392	Durbin-Watson stat		2.190388
Prob(F-statistic)	0.022544			

جدول۱۷. نتایج رگرسیون G24.DE

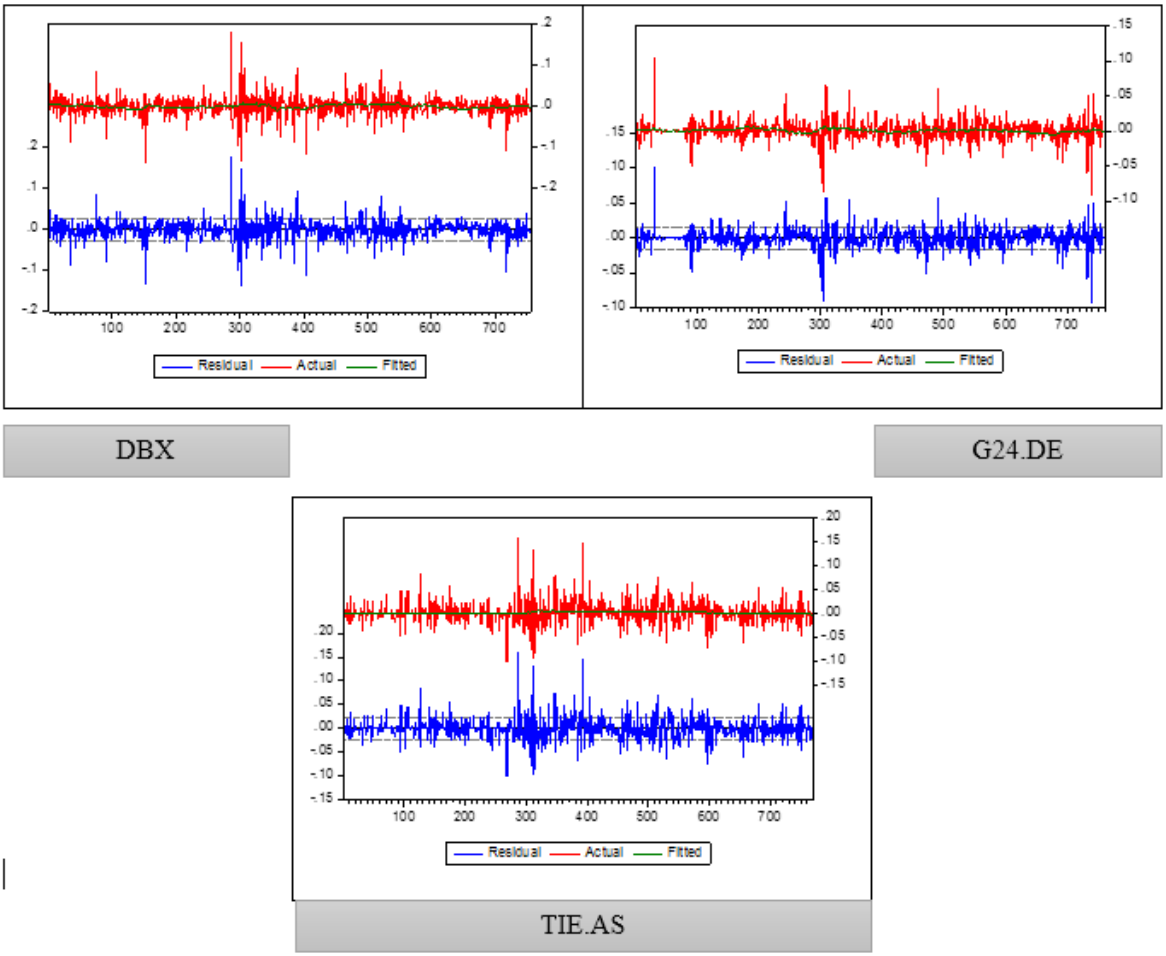
Dependent Variable: RETURN				
Method: Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)				
Date: 02/20/22 Time: 08:39				
Sample: 1 760				
Included observations: 759				
RETURN=C(1)+C(2)*_TNX+C(3)*DCOILBRENTEU+C(4)*DJIA+C(5) *DTWEXBGS+C(6)*GOLD_PRICE+C(7)*IDEA+C(8)*SP500+C(9) *WILL5000INDFC				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-0.138724	0.074214	-1.869240	0.0620
C(2)	-0.002449	0.002526	-0.969608	0.3326
C(3)	1.15E-05	0.000112	0.103333	0.9177
C(4)	2.89E-06	1.69E-06	1.707724	0.0881
C(5)	0.001141	0.000503	2.270376	0.0235
C(6)	1.78E-05	1.27E-05	1.403734	0.1608
C(7)	-0.001771	0.000527	-3.364003	0.0008
C(8)	-5.30E-05	3.27E-05	-1.620983	0.1054
C(9)	0.000658	0.000475	1.384835	0.1665
R-squared	0.023992	Mean dependent var		0.000547
Adjusted R-squared	0.013581	S.D. dependent var		0.015407
S.E. of regression	0.015302	Akaike info criterion		-5.509825
Sum squared resid	0.175623	Schwarz criterion		-5.454900
Log likelihood	2099.979	Hannan-Quinn criter.		-5.488673
F-statistic	2.304562	Durbin-Watson stat		2.013279
Prob(F-statistic)	0.019180			

جدول۱۸. نتایج رگرسیون TIE.AS

Dependent Variable: RETURN				
Method: Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)				
Date: 02/20/22 Time: 09:02				
Sample: 1 769				
Included observations: 768				
RETURN=C(1)+C(2)*DCOILBRENTEU+C(3)*DTWEXBGS+C(4) *GOLD_PRICE+C(5)*SP500+C(6)*WILL5000INDFC				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.011341	0.069852	0.162357	0.8711
C(2)	-0.000105	0.000172	-0.608910	0.5428
C(3)	2.09E-05	0.000563	0.037183	0.9703
C(4)	1.66E-07	1.21E-05	0.013698	0.9891

C(5)	-2.29E-05	3.15E-05	-0.725079	0.4686
C(6)	0.000433	0.000573	0.754623	0.4507
R-squared	0.005321	Mean dependent var		0.001449
Adjusted R-squared	-0.001205	S.D. dependent var		0.024274
S.E. of regression	0.024289	Akaike info criterion		-4.589830
Sum squared resid	0.449534	Schwarz criterion		-4.553551
Log likelihood	1768.495	Hannan-Quinn criter.		-4.575867
F-statistic	0.815323	Durbin-Watson stat		2.335528
Prob(F-statistic)	0.538848			

براساس احتمال مختلف، مشخص است که مقادیر کمتر از ۰،۰۵ مهم هستند. بنابراین، در استارتاپ DBX C(2)، C(7) و در G24.DE، C(5) و C(7) مهم‌تر از سایر هستند. همانگونه که مشخص است، برای هر سه استارتاپ، میزان ضریب تعیین خیلی پایین است و این بدین معنا است که این متغیرها در جهت شناخت بازدهی مناسب نیستند و لازم است سایر متغیرهای مهم و مربوط را شناسایی کنیم.



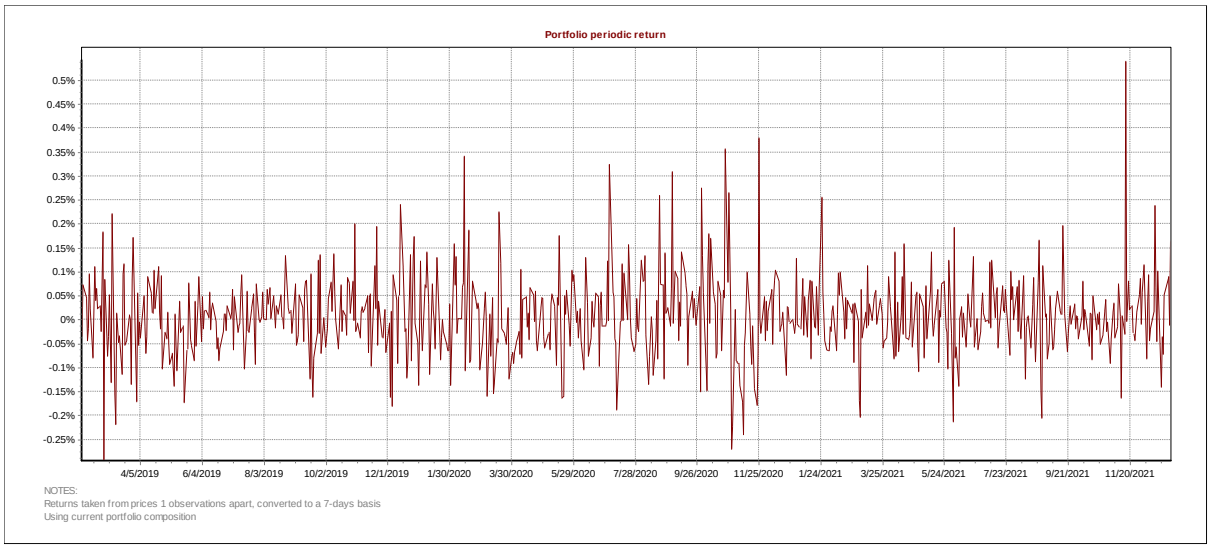
شکل۱۴. واقعی در برابر پیش‌بینی

خط قرمز داده‌های واقعی و خط سبز داده‌های پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. خط آبی میزان پسماند[1] را نشان می‌دهد. همانگونه که مشخص است، داده‌های فیت شده از داده‌های واقعی فاصله زیادی دارند و نتوانستند نوسانات را پیش‌بینی کنند. جهت کسب اطلاعات بیشتر درباره پیش‌بینی بازدهی، می‌توانید به پیوست شکل (ب) مراجعه بفرمائید.

تخمین ارزش در معرض ریسک و ارزش در معرض ریسک شرطی

تخمین VaR

گام بعدی محاسبه VaR با پارامترهای معین است. در اینجا، می‌توانید نمودار بازدهی پورتفوی را ملاحظه بفرمائید:



شکل۱۵. بازدهی دوره‌ای

توجه فرمائید که بازدهی براساس فواصل زمانی انتخاب شده متفاوت خواهد بود. جهت محاسبه بازدهی توسط VaR از فرمول زیر استفاده گردیده است:

بازدهی (t)= [مقدار (t) / مقدار (t-Interval)]^{تعداد روزهای مورد نظر در محاسبه VaR/ [تاریخ (t) – تاریخ (t-Interval)]}

بگونه‌ای که:

- بازدهی (t): بازدهی نمایش داده شده در نمودار برای تعداد مشاهده t، در تاریخ (t)
- مقدار (t): ارزش پورتفوی در تعداد مشاهده t
- Interval: فاصله زمانی مشاهدات انتخاب شده
- تاریخ (t): شاخص تاریخ واقعی حاصل از مشاهده شماره t
- تعداد روزهای مورد نظر در محاسبه VaR ، افق VaR (به روز) بکارگرفته شده به عنوان واحد زمان جهت

نمایش بازدهی

پارامترها و نتایج VaR در جدول (۱۹) قابل مشاهده است:

[1] Residual

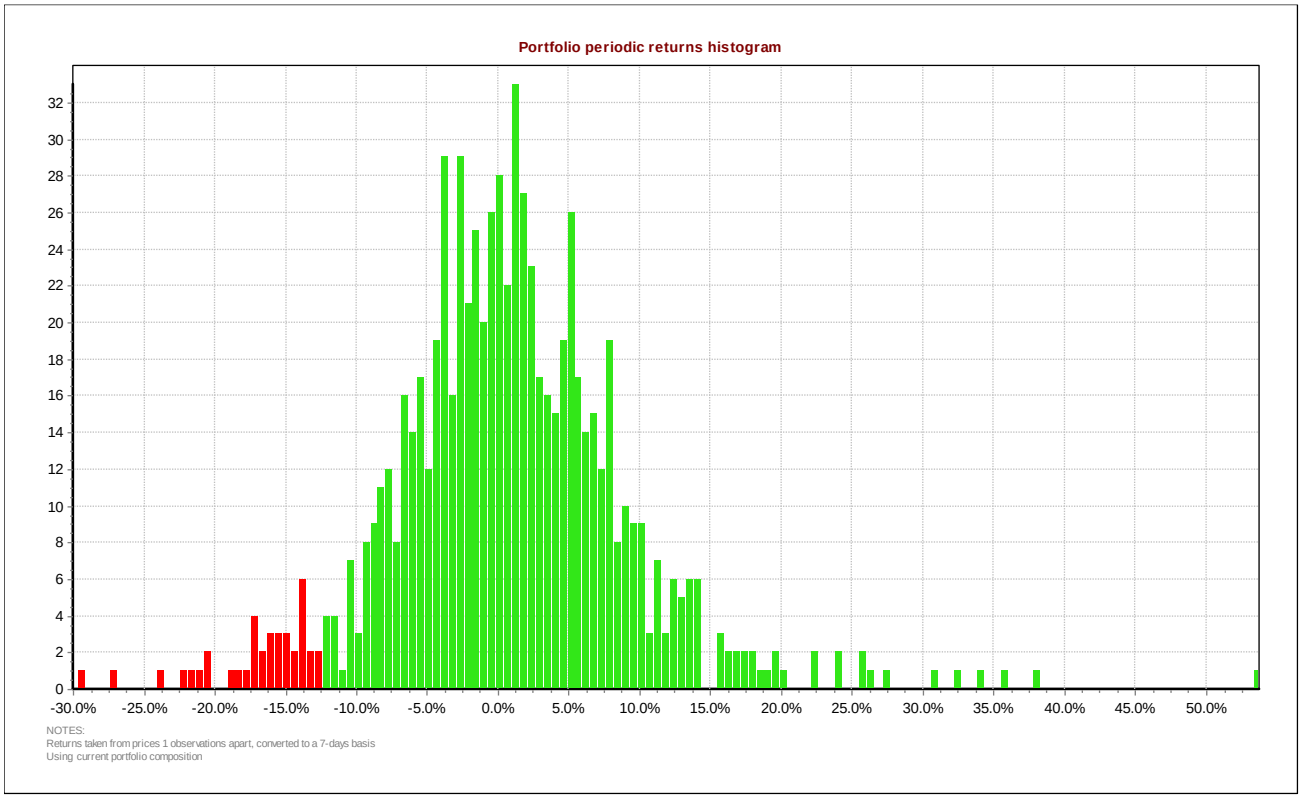
جدول۱۹. پارامترها و نتایج VaR

پارامترهای VaR		
افق زمانی VaR (برحسب روز)	۷	
سطح معنی داری	۵٪	
نتایج VaR		
	بازدهی	ارزش پورتفوی
مطلق	-۱۲.۸۲۵٪	-۱۳,۷۶
نسبت به میانگین	-۱۳.۵۸۰٪	-۳۳,۶۶۵.۴۷٪
ارزش پورتفوی پایه براساس VaR	۱۰۷,۲۹ (۰۲/۰۷/۲۰۱۹)	

پورتفوی احتمالا بیش از ۱۳,۷۶ درصدِ ارزش بعد از ۷ روز (از تاریخ ۲۰۱۹/۰۷/۰۲) با سطح اطمینان ۹۵درصد زیان نخواهد کرد.

نتایج برحسب درصد و واحد پولی نشان داده شده است. براساس ارزش پورتفوی در تاریخ مشخص شده، VaR هم بصورت مطلق (زیان واقعی) و هم بصورت بازده تاریخی محاسبه گردیده است.

شکل (۱۶) هیستوگرام بازدهی دوره‌ای پورتفوی را نشان می-دهد:

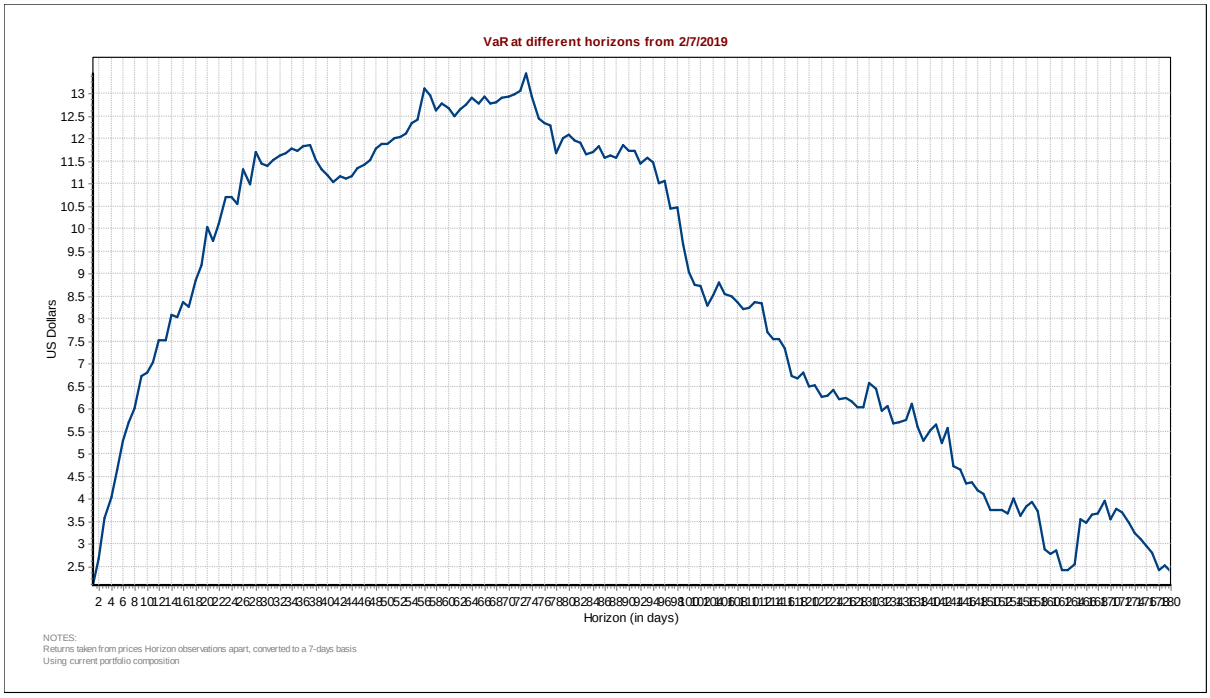


شکل۱۶. هیستوگرام بازدهی پورتفوی در سطح اطمینان مورد نظر توسط VaR

این هیستوگرامی است که زیان‌ها را بصورت قرمز رنگ زیر سطح معنی داری معین VaR (محدوده ارزش در معرض ریسک) مشخص کرده است.

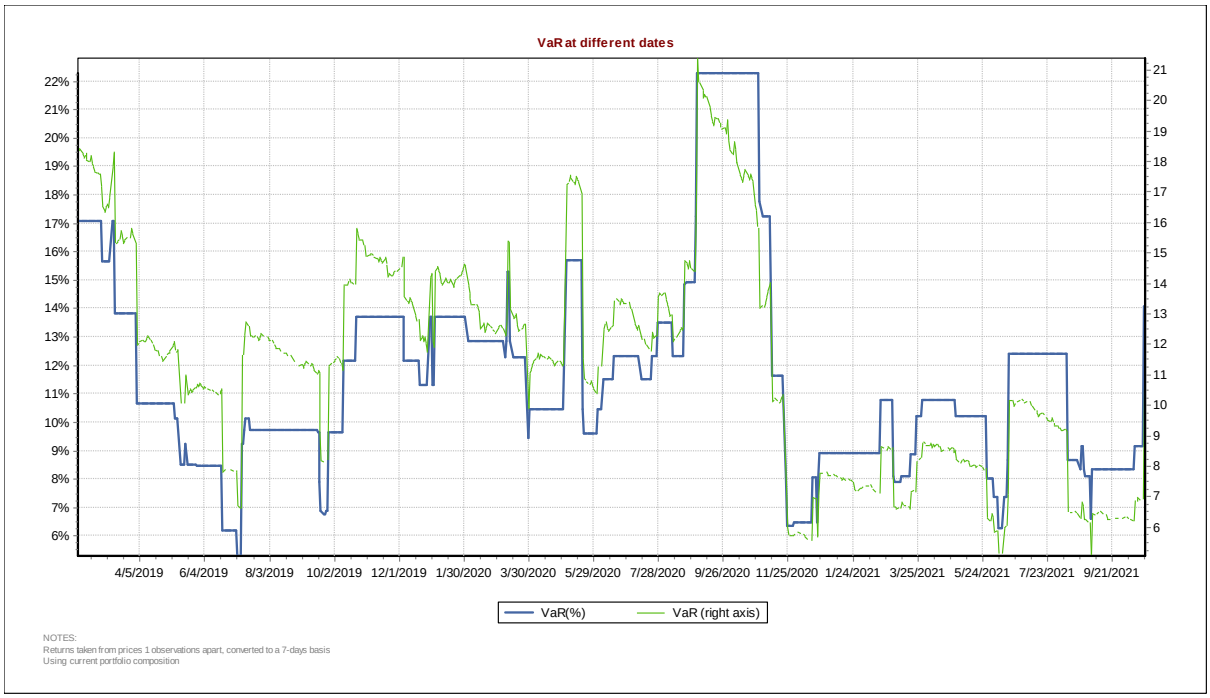
در اینجا می توانید نموداری را ببینید که نشان می‌دهد چگونه VaR تغییر می‌یابد زمانی‌که افق‌های مختلف فرض شود.

جدول بعد VaR را برحسب درصد و واحد پولی در افق‌های زمانی مختلف (بر حسب روز) نمایش می‌دهد. توجه کنید که VaR محاسبه شده معیاری مطلق (زیان واقعی مورد انتظار) است. ارزش پورتفوی پایه برابر با ۱۰۷,۲۹ (۲۰۱۹/۰۷/۰۲) است.



شکل۱۷. VaR در افق زمانی مختلف

شکل۱۸ شبیه‌سازی ارزش پورتفوی (در محور سمت راست) و مقدار VaR (برحسب واحد پولی، در محور سمت چپ) را نشان می‌دهد.



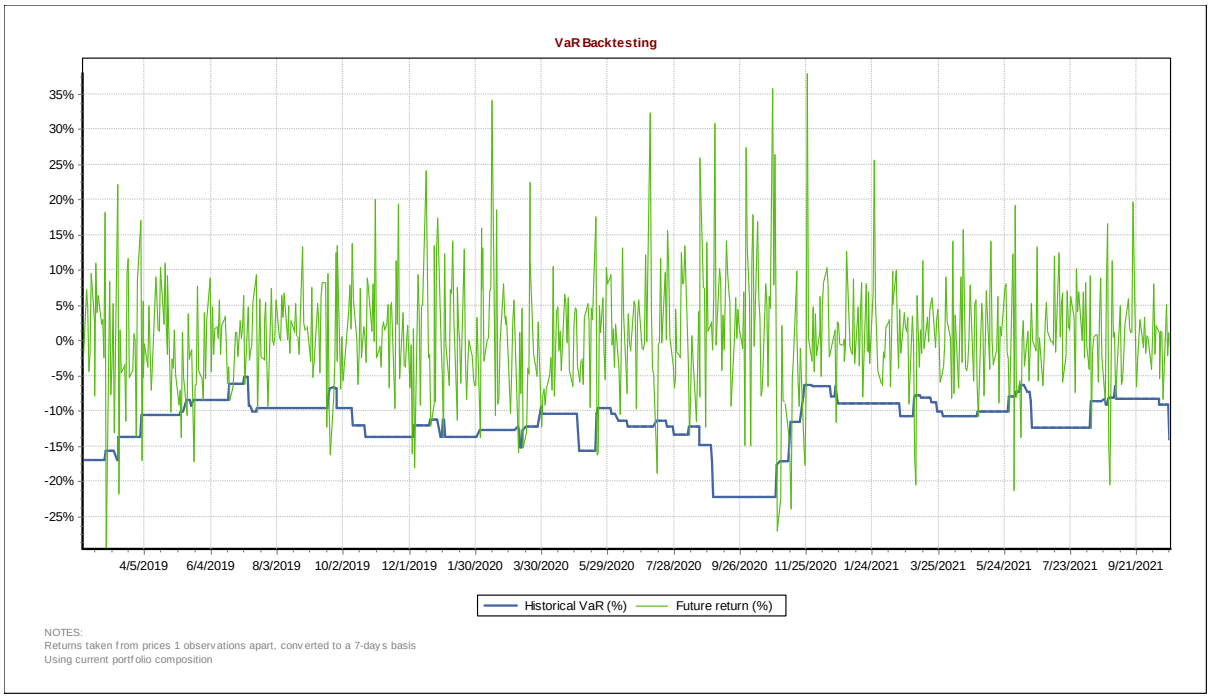
شکل۱۸. VaR طی زمان

این شبیه‌سازی از چیزی استفاده می‌کند که معمولا "پنجره متحرک[1]" نامیده می‌شود. این بدین معنا است که تعداد ثابتی از مشاهدات گذشته در محاسبه VaR در تمام تاریخ‌های ممکن استفاده خواهد کرد. اندازه پنجره (تعداد مشاهدات مورد استفاده برای شبیه‌سازی) پارامتری حیاتی است. پنجره بزرگتر تاریخ‌های ممکن برای شبیه‌سازی را کاهش خواهد داد. اندازه پنجره (مشاهدات) ۵۰ است و آلفای تجربی برابر با ۶٫۶۵۷٪ است.

جهت آزمون نتایج و اطمینان، آزمون پشتیبانی (پس آزمون[2]) استفاده گردیده است:

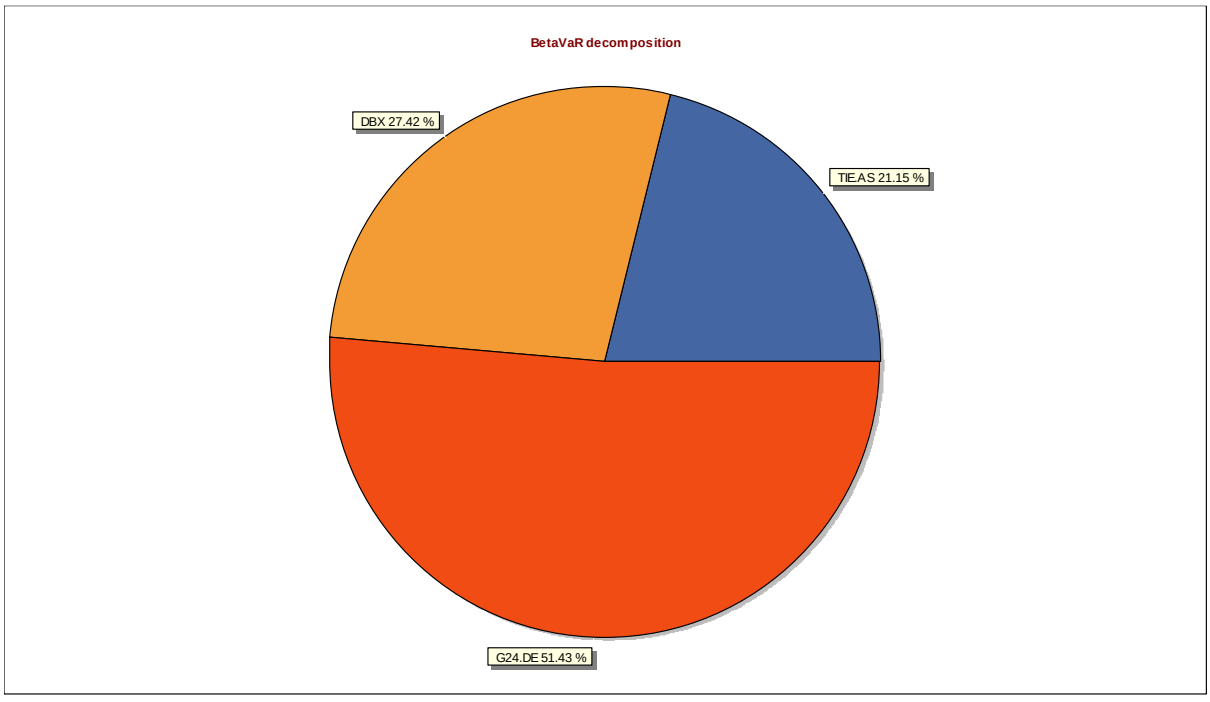
[1] Moving window

[2] Back-testing



شکل۱۹. آزمون پشتیبانی VaR

شکل (۲۰) مقدار تجزیه بتای VaR را نشان می‌دهد.



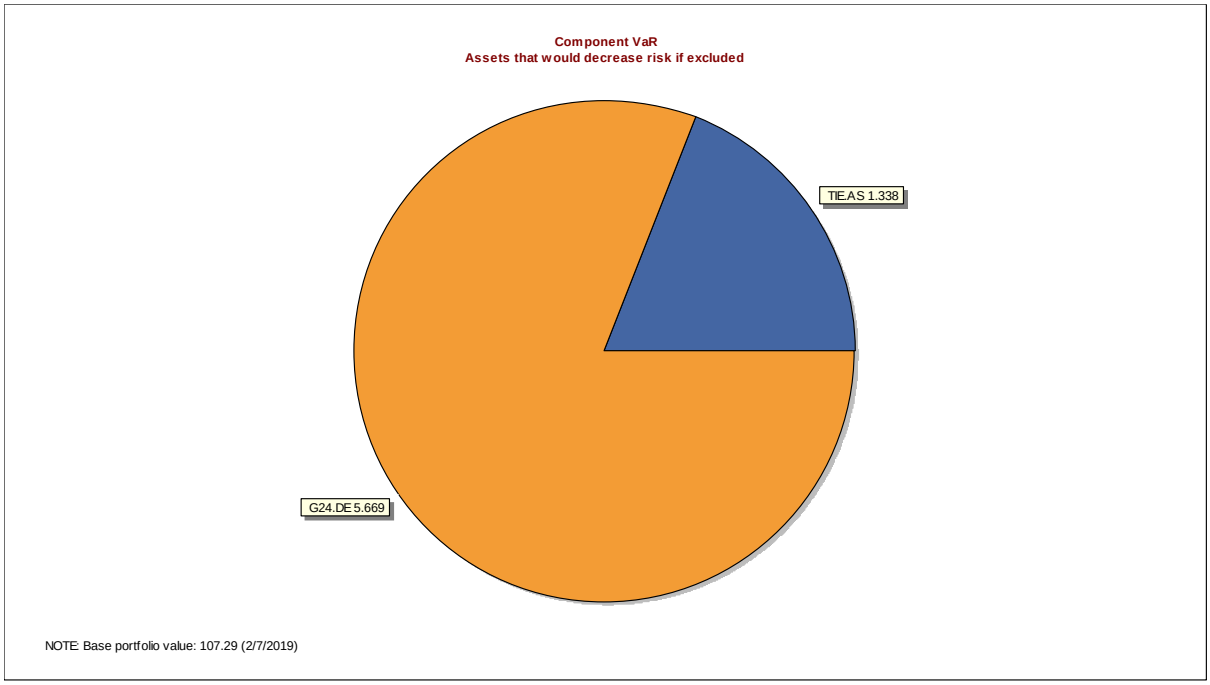
شکل۲۰. تجزیه بتای VaR

جدول (۲۰) بتای VaR را برحسب درصد و واحد پولی براساس VaR پورتفوی در تاریخ معین نشان می‌دهد. مجموع تمام بتاهای VaR برابر با VaR پورتفوی است.

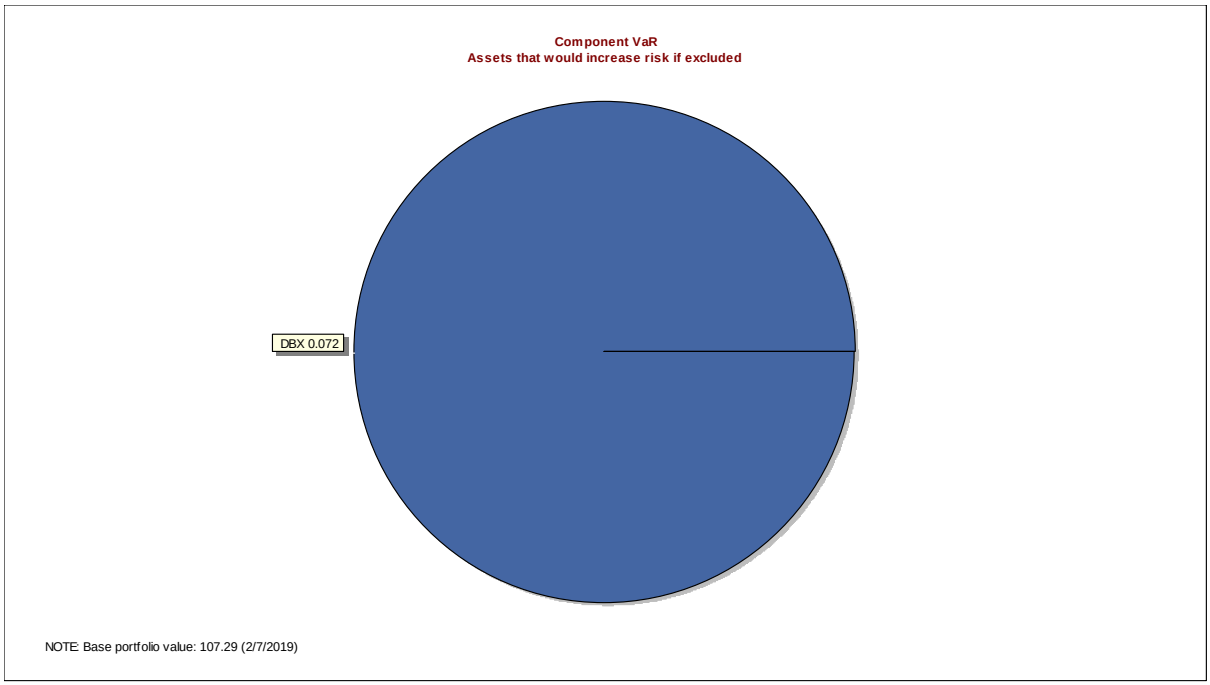
جدول۲۰. بتای VaR برحسب دلار و واحد پولی

دارایی	موقعیت (دلار)	بتای VaR (درصد)
DBX	۲۴.۶۳	۲۷.۴۲۴٪
G24.DE	۶۱.۰۶	۵۱.۴۳۰٪
TIE.AS	۲۱.۶۰	۲۱.۱۴۶٪

در ادامه، می‌توانید تسهیم دارایی را بگونه‌ای مشاهده بفرمائید که ریسک را کاهش یا افزایش دهد:



شکل۲۱. تسهیم دارایی با هدف کاهش ریسک



شکل۲۲. تسهیم دارایی با هدف افزایش ریسک

جدول (۲۱) نتایج را برحسب عناصر و مؤلفه‌های VaR نمایش می‌دهد:

جدول۲۱. نتایج مؤلفه‌های VaR

دارایی	مؤلفه VaR به درصد	مؤلفه VaR
DBX	-۰.۰۶۷٪	-۰.۰۷
G24.DE	۵.۲۸۴٪	۵.۶۷
TIE.AS	۱.۲۴۷٪	۱.۳۴

تخمین ارزش در معرض ریسک شرطی همانند محاسبه و تحلیل VaR، گام‌های مورد نظر لازم است برداشته شود. پارامترهای C-VaR و نتایج آن در جدول (۲۲) قابل مشاهده است:

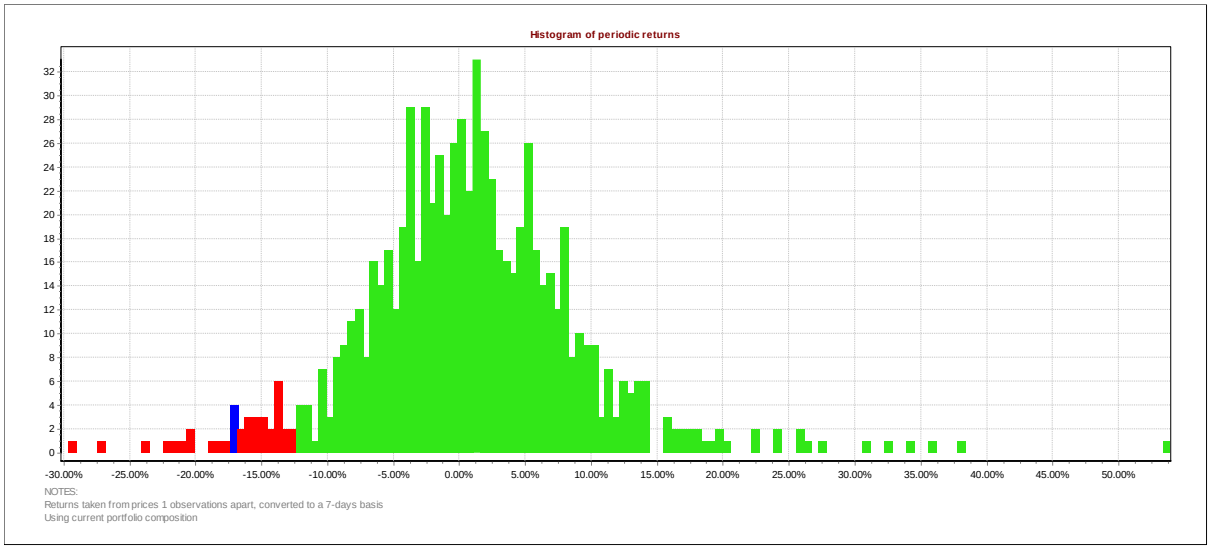
جدول۲۲. نتایج و پارامترهای C-VaR

پارامترهای C-VaR	
افق زمانی C-VaR (برحسب روز)	۷
سطح معنی داری (٪)	۵(٪)
نتایج C-VaR	
	بازدهی	ارزش پورتفوی
VaR	-۱۲.۸۲۵٪	-۱۳,۷۶
CVaR-	-۱۷.۰۰۵٪	-۱۸,۲۴

CVaR	−۱۷.۰۳۳٪	−۱۸,۲۷
CVaR+	−۱۷.۱۱۸٪	−۱۸,۳۷
نسبت به میانگینC-VaR		
	بازدهی	ارزش پورتفوی
VaR	−۱۳.۵۸۰٪	−۱۴,۵۷.۴۷
CVaR-	−۱۷.۷۶۰٪	−۱۹,۰۵.۲۶
CVaR	−۱۷.۷۸۸٪	−۱۹,۰۸
CVaR+	−۱۷.۸۷۳٪	−۱۹,۱۸
ارزش پایه پورتفوی		۱۰۷,۲۹

پورتفوی احتمالا بیش از ۱۸,۲۷درصدِ ارزش پس از ۷ روز از ۲۰۱۹/۰۷/۰۲ با سطح اطمینان ۹۵٪ زیان نخواهد داشت.
نتایج برحسب درصد و واحد پولی نشان داده شده است.
براساس ارزش پورتفوی در تاریخ معین، C-VaR بصورت مطلق (زیان واقعی) و بازدهی تاریخی محاسبه گردیده است.

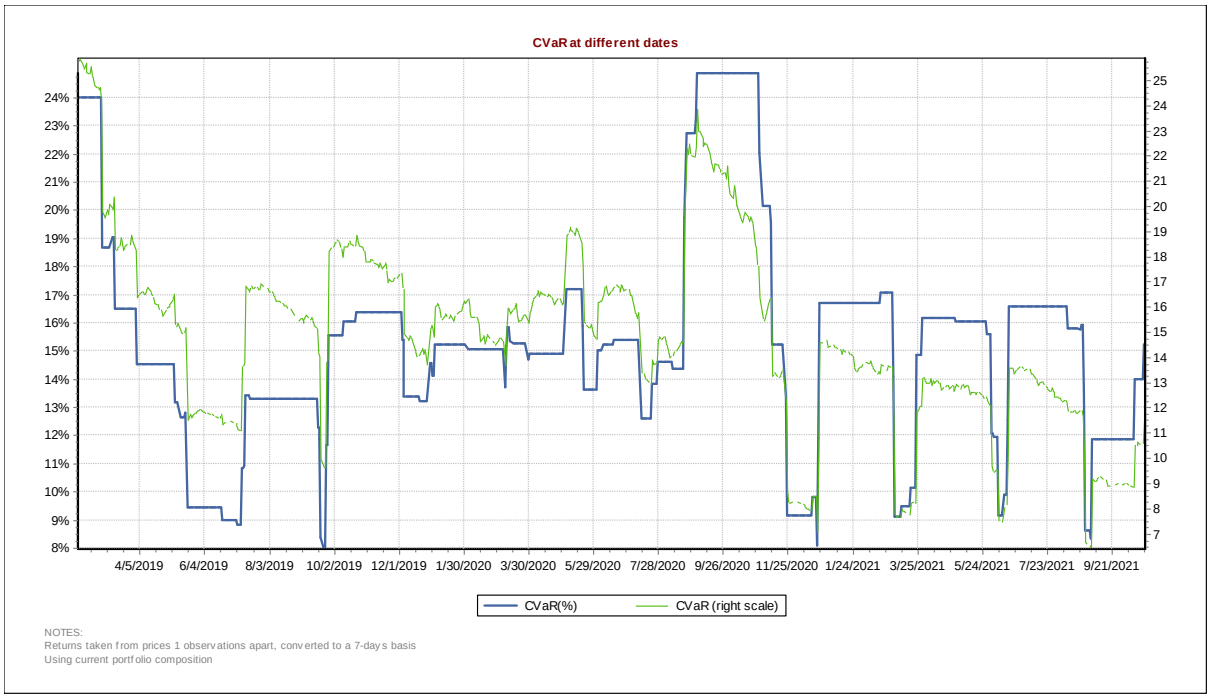
شکل (۲۳) هیستوگرام بازدهی دوره‌ای پورتفوی را نمایش می-دهد:



شکل۲۳. هیستوگرام بازدهی

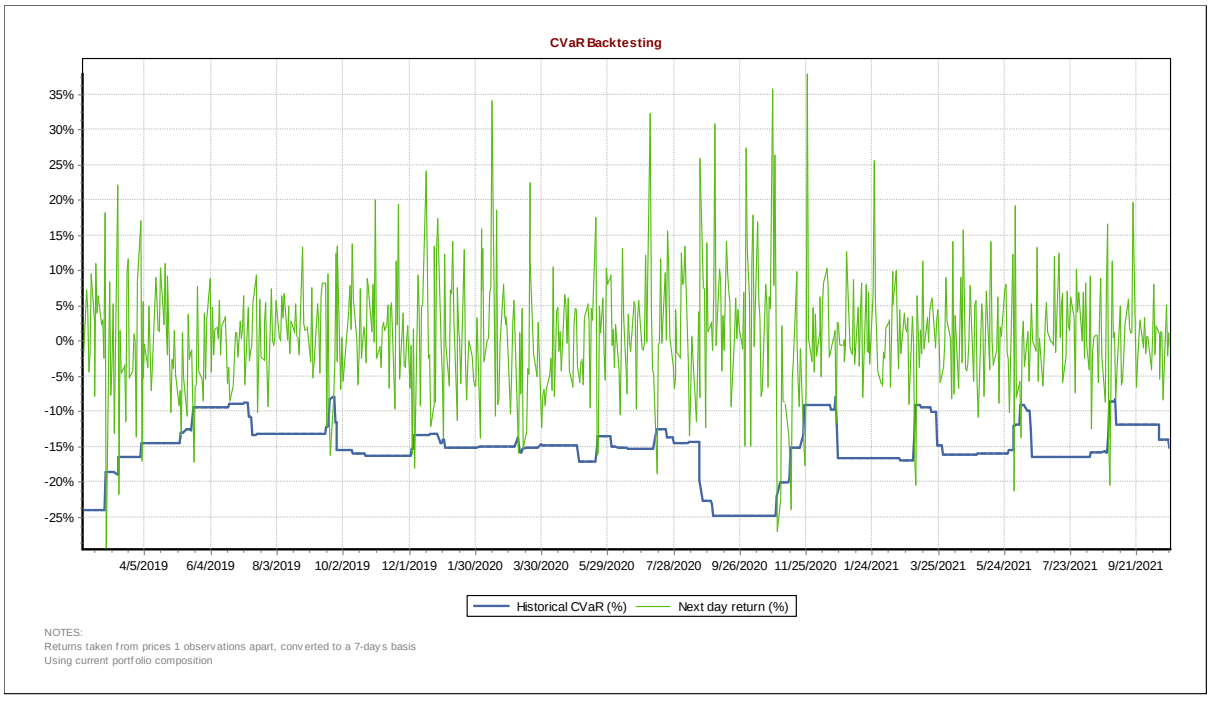
این هیستوگرامی است که بخش زیان‌ده به صورت قرمز رنگ زیر سطح معناداری معین C-VaR (محدوده ارزش در معرض ریسک شرطی) مشخص شده است.

شکل(۲۴) شبیه‌سازی ارزش پورتفوی (محور سمت راست) و C-VaR (برحسب واحد پولی، محور سمت چپ) را نشان می‌دهد.



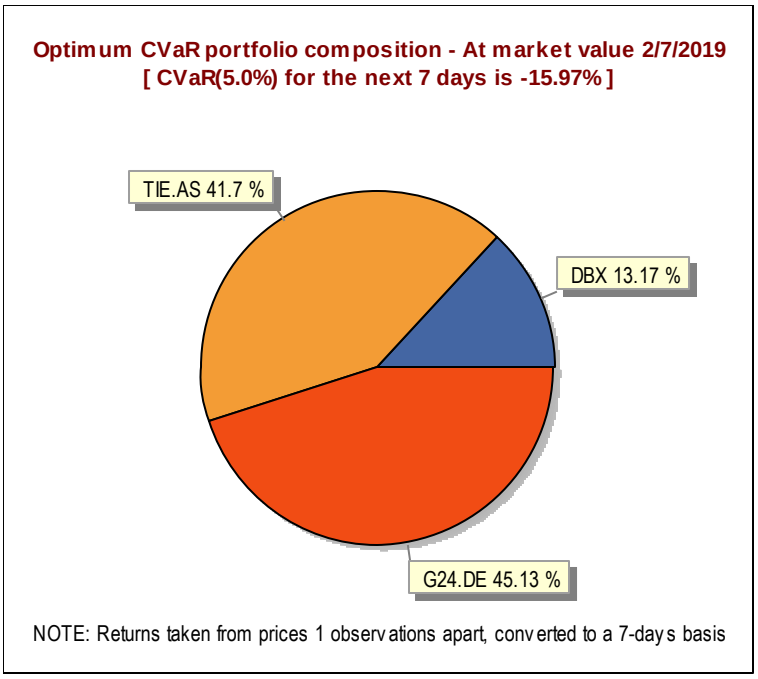
شکل۲۴. محاسبه C-VaR در تاریخ‌های متفاوت

جهت آزمون نتایج و اطمینان، آزمون پشتیبانی استفاده گردیده است:



شکل۲۵. پس آزمون C-VaR

آلفای تجربی برابر با ۳,۵۴۱٪ است. گام بعدی، بهینه‌سازی C-VaR و پورتفویی است که دارای کمترین ریسک و بیشترین بازدهی است.



شکل۲۶. تجزیه پورتفوی با C-VaR بهینه

این روش شامل چندین گام است:

نخستین گام، آزمون ۱۰۰,۰۰۰ پورتفوی تصادفی و انتخاب بهترین آن‌ها جهت شروع فرایند بهینه‌سازی است. سپس، از روش بهینه‌سازی (الگوریتم) گرادیان شیب‌دار تطبیقی[1] که دقت نتایج را هربار بهبود بخشد، استفاده گردیده است. نمودار، وزن (به ارزش بازار) مهم‌ترین دارایی‌های مورد نظر در پورتفوی با C-VaR بهینه را نشان می‌دهد. جدول (۲۳) پورتفوی قدیمی در مقابل پورتفوی بهینه را نمایش می‌دهد:

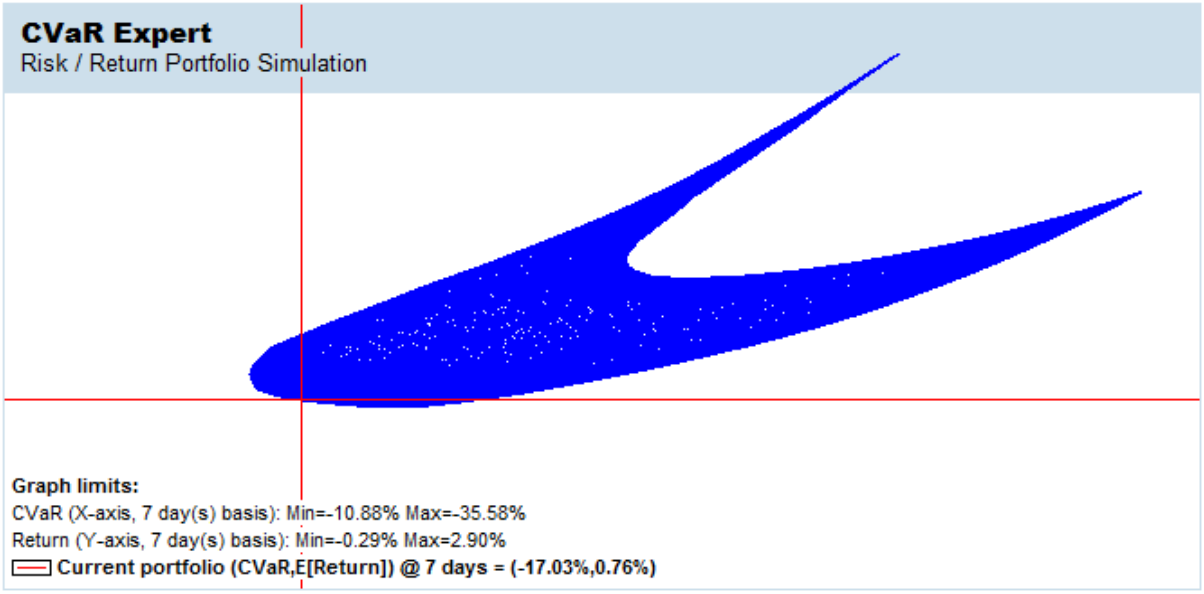
جدول۲۳. پورتفوی قدیمی در برابر پورتفوی جاری

دارایی	بهینه	جاری
DBX	۰.۶	۱.۰
G24.DE	۰.۸	۱.۰
TIE.AS	۲.۱	۱.۰

C-VaR (۵٪) برای ۷ روز از تاریخ ۲۰۱۹/۰۷/۰۲ برابر با – ۱۵,۹۷٪ است.

آخرین گام شبیه‌سازی پورتفوی با ریسک و بازدهی مورد نظر است. شکل (۲۷) پورتفوی جاری را با استفاده از C-VaR بهینه شده بعد از ۱ میلیون بار شبیه‌سازی نمایش می‌دهد:

[1] adaptive gradient-oriented algorithm



شکل۲۷. شبیه سازی پورتفوی با ریسک و بازدهی بهینه

همانگونه که مشخص است، محور X حداقل و حداکثر C-VaR و محور Y حداقل و حداکثر بازدهی را نشان می‌دهد. حداقل و حداکثر C-VaR و بازدهی به ترتیب برابر با ۱۰,۸۸٪-۳۵,۵۸٪ ، ۰,۲۹٪-و ۲,۹۰٪ می‌باشد.

نتیجه‌گیری

یکی از مهم‌ترین عوامل که رشد اقتصادی را تسهیل می‌کند، استارتاپ‌ها هستند. زیرا ویژگی‌های منحصر به فرد آن‌ها مانند نوآوری، فناوری، دانش و غیره آنان می‌تواند ارزش‌آفرین باشد. در این شرکت‌ها و یا تیم‌ها، مسائل و موضوعات تأمین مالی جهت تداوم فعالیت و دوری از دره مرگ[1] مهم است. منابع مالی متعددی وجود دارد که می‌توانند مفید باشند: ۱. دوستان و خانواده ۲. تأمین مالی جمعی[2] ۳. سرمایه گذاران فرشته ۴. سرمایه‌گذاران خطرپذیر و غیره. سرمایه‌گذاران هنگام سرمایه-گذاری عوامل متعددی مانند ایده، تیم، زمان‌بندی و ... را درنظر می‌گیرند. آن‌ها تحلیل مالی جهت بررسی رشد بالقوه شرکت انجام می‌دهند. یکی از مهم‌ترین کارهایی که سرمایه‌گذاران انجام می‌دهند، ارزشگذاری استارتاپ است. مدل‌های ارزشگذاری مختلفی مانند مدل برکس، DCF، سرمایه‌گذار خطرپذیر و غیره وجود دارد. بدلیل آنکه عموما استارتاپ‌ها در ابتدا فاقد اطلاعات و صورت‌های مالی هستند، مجبور هستیم نرخ رشد استارتاپ‌ها را تخمین بزنیم. استارتاپ‌ها ممکن است در مراحل مختلفی مانند پیش‌بذر، بذر، سری آو غیره باشند. آخرین مرحله زمانی است که استارتاپ وارد بازار سهام می‌شود. بدلیل آنکه هیچ اطلاعاتی درباره استارتاپ‌ها مانند فروش، اندازه بازار، سود و ... وجود ندارد و اکثر مدل‌ها با پایگاه‌داده کار می‌کنند، در این پژوهش سعی کرده‌ایم استارتاپ‌هایی را تحلیل کنیم که بورسی هستند و مرحله عرضه اولیه سهم را گذرانده-اند. در این مقاله، سعی کردیم استارتاپ را با استفاده از روش-های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم ژنتیک (GA) و مدل‌های اقتصادسنجی مانند تحلیل رگرسیون ارزشگذاری کنیم. از الگوریتم ژنتیک به عنوان انتخاب ویژگی و از شبکه عصبی مصنوعی جهت یافتن راه حل بهینه استفاده گردیده است. در نهایت، پورتفویی از این سه شرکت تشکیل داده و آن‌ها را با استفاده از مدل‌های VaR و C-VaR براساس ریسک و بازدهی تخمین زده‌ایم. نتایج نشان داد که اگر تصمیم دارید بازدهی و ریسک را افزایش دهید، بهتر است به ترتیب در G24.DE و DBX سرمایه-گذاری کنید.

[1] Death Valley

[2] Crowd funding

در این پژوهش یافتیم که مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی دارای قابلیت پیش‌بینی بالا به همراه ویژگی‌های زیر هستند:

- افزایش سرعت محاسبات
- تقویت براساس یادگیری
- فاقد مفروضات
- سهولت بکارگیری

اما مدل‌های اقتصادسنجی دارای برخی ویژگی‌ها و مفروضات مانند نرمال بودن، خطی بودن، مانایی و غیره هستند که نوعی محدودیت محسوب می‌شوند.

به عنوان پیشنهاد و نظر برای تحقیقات آتی، مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند ANN ممکن است با شرایطی روبرو شوند که تله جواب بهینه نامیده می‌شود. جهت جلوگیری از این وضعیتف راه‌حل‌هایی وجود دارد:

✓ یکی از این روش‌ها بکارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری مانند الگوریتم‌های بهینه‌سازی است. این الگوریتم-ها می‌توانند توانایی شبکه را مانند جستجو و استخراج افزایش دهند. بنابراین، می‌توانید فضای جستجو و شانس و سرعت یافتن جواب بهینه را افزایش دهید.

✓ می‌توانید مرور ادبیات وسیعی را انجام دهید و مهم-ترین نماگرها را که باعث ارزشمندی استارتاپ می‌شود بیابید. با انجام این کار، می‌توانید پیش‌بینی مدل را با ضریب تعیین بالا و خطای کمتر تقویت کنید.

ملاحظات اخلاقی: تمام ملاحظات اخلاقی مربوطه مانند کپی برداری و ... رعایت گردیده است.

تعارض منافع: هیچ تعارض منافعی بین نویسندگان وجود ندارد.

سهم نویسندگان: تمام نویسندگان در تمام بخش های مقاله به یک اندازه سهیم هستند.

تقدیر و تشکر: تشکر از اساتید، والدین و دوستان که در نگارش این مقاله ما را یاری کردند.

تأمین اعتبار پروژه: هیچ گونه وجهی بابت نگارش مقاله از اشخاص یا سازمانی دریافت نشده است.

منابع و مآخذ

Agatonovic-Kustrin, S., & Beresford, R. (2000). Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. Journal of pharmaceutical and biomedical analysis, 22(5), 717-727.

Akkaya, M. (2020). Startup valuation: Theories, models, and future. In Valuation Challenges and Solutions in Contemporary Businesses (pp. 137-156). IGI Global.

Baltagi, B. H. (2011). What Is Econometrics? In Econometrics (pp. 3-12). Springer, Berlin, Heidelberg.

Bjørnskov, C., & Foss, N. J. (2016). Institutions, entrepreneurship, and economic growth: what do we know and what do we still need to know? Academy of Management Perspectives, 30(3), 292-315.

Boudieb, D., Mohammedi, K., Bouziane, A., & Smaili, Y. (2011). OPTIMIZATION TECHNIQUES BY DARWIN'S THEORY OF EVOLUTION. International Journal of Arts & Sciences, 4(19), 131.

Chatterjee, S., & Hadi, A. S. (2013). Regression analysis by example. John Wiley & Sons.

de Oliveira, F. B., & Zotes, L. P. (2018). Valuation methodologies for business startups: a bibliographical study and survey. Brazilian Journal of Operations & Production Management, 15(1), 96-111.

DeJong, K. Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive. Ph.D. Thesis, University of Michigan, Ann Arbor, MI, USA, 1975.

Dhochak, M., & Doliya, P. (2020). Valuation of a startup: Moving towards strategic approaches. Journal of Multi-

state of art and future trends. International Business Research, 13(9), 31-45.

Rahardjo, D., & Sugiarto, M. (2019, March). Valuation model using a mixed real options method: a review on Singapore and Indonesia digital startups. In 16th International Symposium on Management (INSYMA 2019) (pp. 9-12). Atlantis Press.

Salamzadeh, A., & Kawamorita Kesim, H. (2015). Startup companies: Life cycle and challenges. In 4th International conference on employment, education and entrepreneurship (EEE), Belgrade, Serbia.

Schückes, M., & Gutmann, T. (2021). Why do startups pursue initial coin offerings (ICOs)? The role of economic drivers and social identity on funding choice. Small Business Economics, 57(2), 1027-1052.

Shariatpanahi, S. M., Amiri, M., Babajani, J., Taghavi Fard, M. T., & Khalili, E. (2020). Model Determination for Equilibrium Valuation of Startup Companies Using Real Option Method in the Presence of Agency Cost. Financial Research Journal, 22(2), 182-205.

Shestakov, D. (2021). The Hypotheses Testing Method for Evaluation of Startup Projects. Journal of Economics and Management Sciences, 4(4), p47-p47.

Wang, M. H. (2017). Artificial Intelligence and Subfields. Santa Clara University, Department of Computer Engineering.

Criteria Decision Analysis, 27(1-2), 39-49.

Edison, H. (2020). Lean Internal Startups: Challenges and Lessons Learned. In Fundamentals of Software Startups (pp. 251-268). Springer, Cham.

Hidayat, S. E., Bamahriz, O., Hidayati, N., Sari, C. A., & Dewandaru, G. (2021). Value drivers of startup valuation from venture capital equity-based investing: A global analysis with a focus on technological factors. Borsa Istanbul Review.

Hsu, D. K., Haynie, J. M., Simmons, S. A., & McKelvie, A. (2014). What matters, matters differently: a conjoint analysis of the decision policies of angel and venture capital investors. Venture Capital, 16(1), 1-25.

Hyrkäs, A. (2016). Startup complexity: tracing the conceptual shift behind disruptive entrepreneurship. Publications of the Faculty of Social Sciences.

Jedlickova, M., & Kutnar, P. (2017, October). Construction of a fuzzy model for the success prediction of hi-tech companies with a short history. In International Conference at Brno University of Technology, Faculty of Business and Management.

Laitinen, E. K. (2019). Discounted Cash Flow (DCF) as a measure of startup financial success.

Lavanchy, M., Reichert, P., & Joshi, A. (2022). Blood in the water: An abductive approach to startup valuation on ABC's Shark Tank. Journal of Business Venturing Insights, 17, e00305.

Magalhães, R. P. C. (2019). What is a startup? a scoping review on how the literature defines startup (Doctoral dissertation).

Montani, D., Gervasio, D., & Pulcini, A. (2020). Startup company valuation: The