Archive of SID.ir

Shahid Beheshti University
Journal of Financial Management Perspective
No. 36, Winter 2022
PP: 119-143

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

A Hybrid Model for Portfolio Optimization Based on Stock Price Forecasting with LSTM Recurrent Neural Network using Cardinality Constraints and Multi-Criteria Decision Making Methods (Case study of Tehran Stock Exchange)

NasimehAbdi[*], Mehdi Moradzadehfard[**], Hamid Ahmadzadeh[***], Mahmoud Khoddam[****]

Research Paper

Abstract

Due to the dynamic trend of stock prices and the volatile nature of the market, asset price forecasting plays a key role in creating an efficient strategy, and the results of price forecasting are a prerequisite for creating an optimal stock portfolio. The purpose of this study is to provide a hybrid model to help investors in selecting the optimal portfolio. Therefore, ten top industries have been selected among the active industries of the Tehran Stock Exchange using IAHP method, Then, the stock price of companies listed on the Tehran Stock Exchange from 2016 to 2021 are forecast at the considered time horizons using LSTM. In the next step, three portfolios with different time horizons are selected by using the CoCoSo method, and finally, optimal weights have been determined and an efficient frontier has been drawn using Mixed-Integer Quadratic Program and Branch and Cut Algorithm based on LAM Model. According to the results of this research, the proposed model gives higher returns to investors due to the risk of constituting portfolios with specified time horizons in contrast to traditional approaches.

Keywords: Price Forecasting; LSTM; IAHP; CoCoSo; Cardinality Constraint.

Received: 2021.November.50, Accepted:2022.May.13

*Ph.D. Candidate in Financial Engineering, Department of Management, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran.
** Associate Prof, Department of Accounting, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran (Corresponding Author). Email: moradzadehfard@kiau.ac.ir
*** Assistant prof, Department of Accounting, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran.
**** Assistant prof, Department of Management, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

دانشگاه شهیدبهشتی
نشریه چشم‌انداز مدیریت مالی
شماره ۳۶ ـ زمستان ۱۴۰۰
ص‌ص ۱۱۹– ۱۴۳

شاپای چاپی: ۲۶۴۵ -۴۶۳۷
شاپای الکترونیکی: ۲۶۴۵ -۴۶۴۵

ارائه مدل ترکیبی بهینه‌سازی سبد سهام براساس پیش‌بینی قیمت با شبکه عصبی بازگشتی LSTM به کمک محدودیت‌های کاردینالیتی و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (مطالعه موردی بورس اوراق بهادار تهران)

نسیمه عبدی*، مهدی مرادزاده‌فرد**، حمید احمدزاده***، محمود خدام****

مقاله پژوهشی

چکیده

پیش‌بینی قیمت سهام به دلیل ماهیت نوسانی بازار و پویایی روند حرکت قیمت، نقش مهمی در ایجاد یک استراتژی کارآمد با بازدهی بالا دارد، همچنین نتایج حاصل از پیش‌بینی، پیش‌نیاز ایجاد سبد سهام با ساختاری بهینه است. لذا هدف از انجام این پژوهش ارائه مدلی ترکیبی است تا به سرمایه‌گذاران در انتخاب سبد سهام بهینه کمک نماید. بنابراین، با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی بهبودیافته از میان صنایع فعال در بورس اوراق بهادار تهران، ده صنعت برتر براساس معیارهای مؤثر بر ارزش صنایع انتخاب می‌شوند. سپس با کمک شبکه عصبی بازگشتی حافظه کوتاه مدت ماندگار قیمت سهام شرکت‌های فعال طی بازه زمانی ابتدای خرداد ۱۳۹۵ تا ابتدای خرداد ۱۴۰۰، در افق‌های زمانی مورد نظر، پیش‌بینی می‌گردد. در گام بعد با روش راه‌حل سازشی ترکیبی، سه سبد سهام با افق زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت انتخاب می‌شود و در نهایت براساس مدل دارایی محدود مارکویتز با استفاده از روش برنامه‌ریزی غیرخطی عدد صحیح مختلط با الگوریتم شاخه و برش، اوزان بهینه مشخص و مرز کارا رسم می‌گردد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد، مدل ارائه شده، بازدهی بیشتری را باتوجه به ریسک در تشکیل سبدهای سهام با افق‌های زمانی مشخص نسبت به روش‌های سنتی نصیب سرمایه‌گذاران می‌نماید.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی قیمت؛ شبکه عصبی بازگشتی حافظه کوتاه–مدت ماندگار؛ فرآیند تحلیل سلسله مراتبی بهبودیافته؛ راه‌حل سازشی ترکیبی؛ محدودیت‌های کاردینالیتی.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۸/۱۴، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۲/۲۳.

* دانشجوی دکتری مهندسی مالی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.
** دانشیار، گروه حسابداری، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران (نویسنده مسئول).
E-Mail: Moradzadehfard@kiau.ac.ir
*** استادیار، گروه حسابداری، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.
**** استادیار، گروه مدیریت، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

۱. مقدمه

فرآیند بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری شامل تخصیص دارایی‌ها، درصد سرمایه تخصیص‌یافته به هر دارایی، مدیریت ریسک و ایجاد یک سبد جدید با سطح مشخصی از ریسک و بازده با توجه به انتظارات سرمایه‌گذاران همواره یک مسئله جذاب و بحث برانگیز در زمینه تصمیم‌گیری مالی بوده‌است. مدل میانگین- واریانس مارکویتز[۱] (MV) که در سال ۱۹۵۲ مطرح شد، محبوب‌ترین روش در زمینه بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری است [۱۳]. این مدل سبد سرمایه‌گذاریی را به عنوان سبد بهینه در نظر می‌گیرد که در سطح معینی از ریسک بیشترین میزان بازده و یا در سطح معینی از بازده کمترین میزان ریسک را داشته باشد. در واقع مرز کارا در این مدل معرفی می‌شود. هر سبد سرمایه‌گذاری‌ای که روی مرز کارا انتخاب شود، سبدی بهینه است[۱۳،۱۹]. در عمل، سرمایه‌گذاران در انتخاب سبد سهام ترجیحات یا محدودیت‌های متفاوتی دارند که ممکن است در مدل بهینه‌سازی مورد توجه قرار نگیرد. در واقع افراد بر اساس میزان مطلوبیت مورد انتظارشان اقدام به سرمایه‌گذاری می‌نمایند. مطلوبیت مورد انتظار هر سرمایه‌گذار مختص وی بوده و با توجه به ترجیحات همان شخص مشخص می‌شود که لزوماً با سایر سرمایه‌گذاران یکسان نخواهد بود. از جمله ترجیحات می‌توان به تعداد دارایی‌های انتخاب‌شده (محدودیت کاردینالیتی) [۲]، حداقل و حداکثر میزان پولی که در دارایی سرمایه‌گذاری می‌شوند (محدودیت آستانه[۳])، هزینه‌های معاملاتی و الزامات مرتبط با تصمیم (محدودیت‌های منطقی) اشاره نمود [۲۱]. باتوجه به اینکه مدل اولیه مارکویتز محدودیت‌های ذکرشده را در بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری لحاظ نکرده بود، این مدل با افزوده‌شدن محدودیت‌های حدود بالا و پایین برای هر یک از سهم‌ها اصلاح گردید و مدل میانگین-واریانس مارکویتز با مؤلفه‌های مقید[۴] معرفی شد [۱۱]. ازآنجاکه مدل‌های بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری دارای ابعاد بزرگ، غیر محدب، غیرخطی و گسسته هستند و در دسته مسائل NP-Hard[۵]، قرار می‌گیرند [۶]، به‌کارگیری الگوریتم‌های سنتی جهت بهینه‌سازی سبد سهام با وجود ساده بودن، دقت کمی دارند [۲۷]. لذا برای افزایش دقت در بهینه‌سازی و انتخاب کارآمدترین سبد سهام در این پژوهش با به‌کارگیری فرآیند تحلیل سلسله مراتبی بهبود یافته[۶] (IAHP) به انتخاب صنایع برتر با استفاده از نرم افزار Matlab پرداخته و سپس به کمک نرم‌افزار Anaconda در محیط Jupyter Notebook به زبان برنامه‌نویسی Python و کتابخانه‌های آن از جمله Pandas، Numpy، Matplotlib، Scikit-Learn و کتابخانه قدرتمند Keras که بر روی کتابخانه TensorFlow

[1] Mine Variance Portfolio Optimization
[2] Cardinality
[3] Bound Constraints
[4] Cardinality Constraint Mean-Variance (CCMV)
[5] Non-deterministic Polynomial-time Hard
[6] Improved Analytic Hierarchy Process

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

سوار است و از مدل حافظه کوتاه مدت ماندگار [۱] (LSTM) برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده می‌کند، به پیش‌بینی قیمت سهام صنایع منتخب در بازه‌های زمانی مشخص‌شده می‌پردازیم. در گام سوم به انتخاب سهام شرکت‌های فعال در صنایع برتر از گام یک با استفاده از روش تصمیم‌گیری راه حل سازشی ترکیبی[۲] (CoCoSo) پرداخته و پس از آن براساس مدل دارایی محدود مارکویتز [۳] (LAM) با استفاده از روش برنامه‌ریزی غیرخطی عدد صحیح مختلط (MIQP)[۴] با الگوریتم شاخه و برش[۵] و حل آن با نرم‌افزار CPLEX، اوزان بهینه مشخص و مرز کارای سرمایه‌گذاری را در سه افق زمانی کوتاه مدت، میان مدت و بلند مدت رسم می‌نماییم.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

بهینه‌سازی سبد سهام عبارت است از تعیین نسبت سرمایه‌گذاری در سهامی که قرار است در سبد نگهداری شود، به نحوی که سبد تشکیل شده از نظر سطح بازده و ریسک عملکرد مورد قبولی را باتوجه به ترجیحات سرمایه‌گذاران ایجاد نماید. براساس تئوری مدرن پرتفلیو، سرمایه‌گذاران در تلاش‌اند سبد سرمایه‌گذاری ایجاد کنند، که در سطح معینی از بازده کمترین میزان ریسک را داشته باشد. انتقادات متعددی به مدل میانگین–واریانس مارکویتز وارد شده‌است. در نظر گرفتن مفروضات غیرواقعی در مدل از جمله این انتقادات می‌باشد. یکی از مهم‌ترین اصلاحاتی که برای واقع‌بینانه‌ترشدن مدل روی آن انجام شد، محدودکردن تعداد دارایی‌هایی است که باید در سبد سرمایه‌گذاری کارا قرار گیرد (محدودیت کاردینالیتی) و اضافه‌کردن محدودیت آستانه[۶] (محدویت‌های کمیت[۷] (مقداری))، به مدل اولیه میانگین–واریانس مارکویتز بود [۲۱]. سرمایه‌گذاری بسیار کوچک در برخی اوراق بهادار به دلیل هزینه معاملاتی سودمند نیست، لذا این موضوع نیز باید در مدل اولیه بهینه‌سازی مدنظر قرار می‌گرفت. مدل مارکویتز که الزامات فوق در آن در نظر گرفته شده، مدل دارایی‌های محدود نامیده می‌شود که اولین بار توسط سزارون و همکاران (۲۰۱۱) معرفی گردید [۶]. پیش‌بینی قیمت دارایی‌های به‌کاررفته در سبد سرمایه‌گذاری نیز مسئله‌ای مهم است که بسیاری از پژوهشگران به آن پرداخته‌اند [۱۷]. رمز موفقیت ایجاد یک سبد سرمایه‌گذاری بهینه، برآورد دقیق ریسک و پیش‌بینی درست بازده دارایی‌ها است. قیمت دارایی‌ها فاکتوری‌است که از آن جهت اندازه‌گیری بازده استفاده می‌نماییم. باتوجه به ماهیت تصادفی بودن بازده دارایی‌ها و خواص غیرخطی و غیرثابت[۸] آن، پیش‌بینی قیمت با درصد دقت بالا، به خصوص برای دوره زمانی طولانی، کار ساده‌ای نیست. تاکنون

[1] Long Short Term Memory
[2] Combined Compromise Solution
[3] Limited Asset Markowitz Model (LAM)
[4] Mixed Integer Quadratic Program
[5] Branch and Cut
[6] Threshold Constraints
[7] Quantity Constraints
[8] non-Stationarity

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

روش‌های مختلفی جهت پیش‌بینی بازده دارایی‌ها در پژوهش‌ها به‌کار رفته است. از آن جمله می‌توان به CAPM، بازده ساده[۱] و ... اشاره نمود. در دهه‌های گذشته، شبکه عصبی مصنوعی[۲] انقلابی در حوزه‌های مختلف علمی، از جمله پیش‌بینی سری‌های زمانی ایجاد کرده است. شبکه‌ی عصبی بازگشتی[۳] انوع خاصی از شبکه عصبی مصنوعی است که می‌تواند پویایی سری‌های زمانی را کنترل نماید. شبکه‌ی عصبی بازگشتی ساده به دلیل محدودیت در پردازش داده‌های متوالی (در بررسی حافظه بلند مدت دچار ضعف هستند) برای بررسی سری‌های زمانی مالی مناسب نیست، به‌منظور بررسی وابستگی طولانی‌مدت داده‌ها، شبکه عصبی بازگشتی LSTM، در سال ۱۹۹۷ توسط هوکرایتر[۴] و اشمیدوبر[۵] معرفی گردید [۱۴]. این شبکه ازجمله قوی‌ترین معماری‌های شبکه عصبی بازگشتی است که می‌توان وابستگی‌های بلندمدت را به آن آموزش داد و سیستم قادر است آموزش دریافتی را یاد بگیرد [۴]. این ویژگی، شبکه عصبی بازگشتیLSTM را برای پیش‌بینی آینده مفید می‌سازد. این شبکه‌ها، داده‌ها را به سلول‌های حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت دسته‌بندی می‌کنند که باعث می‌شوند تا سیستم دریابد، چه اطلاعاتی مهم هستند و باید آن‌ها را به خاطر بسپارد و دوباره به داخل شبکه بازگرداند و چه داده‌هایی را می‌توان فراموش کرد. ماژول تکرارشونده در شبکه عصبی بازگشتی می‌تواند یک لایه‌ی tan باشد. طبق مطالعات سزارون و همکاران (۲۰۱۱) مدل برنامه‌ریزی غیرخطی عدد صحیح مختلط، در دسته مسائل NP-Hard، قرار می‌گیرد [۶]، لذا برای افزایش دقت در بهینه‌سازی و انتخاب کارآمدترین سبد سرمایه‌گذاری می‌توان از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره استفاده نمود. در مسئله تصمیم‌گیری و انتخاب تاکنون روش‌های متعددی توسط پژوهشگران ارائه گردیده است. طبق مطالعات، فرآیند تحلیل سلسله مراتبی[۶] یکی از معروف‌ترین فنون تصمیم‌گیری چند معیاره و از جمله روش‌های قدرتمند در این زمینه است. فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی گزینه‌های مختلف را در تصمیم‌گیری دخیل نموده و امکان تحلیل حساسیت روی معیارها و زیرمعیارها را فراهم می‌کند. به علاوه، این روش، بر پایه مقایسه زوجی، با امکان تسهیل قضاوت‌ها و محاسبات بنا شده و همچنین میزان سازگاری و ناسازی تصمیم را به نمایش می‌گذارد [۱۲]. اما هنگامی که تعداد معیارها و گزینه‌های مؤثر در تصمیم‌گیری افزایش می‌یابد مقایسات زوجی نیز بیشتر شده و پاسخگویی به صورت زوجی برای خبره وقت‌گیر و خسته‌کننده است و اگر این مقایسات زوجی به درستی پاسخ داده نشود باعث می‌شود که مقایسات ناسازگارشده و نرخ ناسازگاری از ۰/۱ بیشتر شود، فرآیند تحلیل سلسله مراتبی بهبود یافته[۷]

[1] Sample Return
[2] Artificial Neural Networks
[3] Recurrent Neural Networks
[4] Sepp Hochreiter
[5] Jurgen Schmidhuber
[6] Analytical Hierarchy Process
[7] Improved Analytical Hierarchy Process

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

۱۲۴ ـــــــ

Archive of SID.ir

در پژوهشی از IAHP برای اندازه‌گیری ریسک استفاده کردند و به مقایسه AHP و IAHP پرداختند. نتایج نشان داد IAHP از نظر سازگاری ماتریس مقایسه‌ای، اثربخشی استخراج اطلاعات و راحتی در عمل نسبت به AHP برتری دارد[۲۰] بلوستر و واریچ[۱] (۲۰۰۸) از روش AHP به منظور ایجاد سبد سرمایه‌گذاری بهینه‌ای متشکل از صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک که شبیه سبد سرمایه‌گذاری بهینه ایجاد شده با روش میانگین- واریانس مارکویتز بود استفاده نمودند [۴]. در رابطه با انتخاب سبد سرمایه‌گذاری بین‌المللی، مزیانی[۲] (۲۰۰۳) از روش AHP، برای ارزیابی موانع حاکم بر جریانات سرمایه بین‌المللی استفاده نمود و یک مدل برای ایجاد سبد سرمایه‌گذاری بهینه معرفی کرد. جامعه آماری مورد مطالعه وی، بازارهای استرالیا، کانادا، منطقه یورو[۳]، هنگ کنگ، ژاپن و سنگاپور و انگلیس در نظر گرفته‌شد. وی در پژوهش خود بیان کرد، می‌توان سبد سرمایه‌گذاری بهینه‌ای را با کمترین میزان تاثیرپذیری از جریانات سرمایه‌ای ایجاد نمود [۲۳].

پیش‌بینی قیمت

کازماک و پرز (۲۰۲۱)، در پژوهشی به ایجاد سبد سهام با استفاده از یادگیری ماشین پرداختند. آن‌ها نشان دادند که تکنیک بهینه‌سازی سبد سهام که از ترکیب مدل میانگین- واریانس مارکویتز و روش HRP[۴]، به دست می‌آید، باعث افزایش بازدهی سبد سهام ایجاد شده می‌شود [۱۵]. برتسیماس و کالوس (۲۰۲۰)، یک چارچوب کلی برای بهینه‌سازی برنامه تقریب تصادفی شرطی ارائه دادند. مدل آنان چگالی شرطی را با استفاده از مدل‌های پارامتریک و ناپارامتریک یادگیری ماشین تخمین می‌زند. آن‌ها در پژوهش خود نشان دادند که مدل پیشنهادی‌شان برای طیف گسترده‌ای از مسائل تصمیم‌گیری قابل اجرا است [۲]. کانان و همکاران (۲۰۲۰)، سه چارچوب برای ادغام پیش‌بینی به کمک یادگیری ماشین با بهینه‌سازی تصادفی ارائه نمودند. چارچوب ارائه شده توسط آنان برای مدل‌های پارامتریک و ناپارمتریک پیش‌بینی قابل استفاده است. نتایج نشان از سودمندی فرمول ارائه شده داشت [۱۶]. میرعلوی و پور زمانی (۲۰۱۹)، در پژوهش خود با عنوان ارائه مدلی جهت پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش‌های فراابتکاری و شبکه‌های عصبی از یک سیستم دو سطحی شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه جهت پیش‌بینی شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران استفاده نمودند [۲۵]. چن و همکاران (۲۰۱۸)، مدل‌های DNN[۵]، ELM[۶] و RBF[۷] را با یکدیگر مقایسه نمودند. نتایج نشان داد که

[1] Sandy Warrick
[2] Aboubaker Seddik Meziani
[3] The Euro Zone
[4] Hierarchical Risk Parity
[5] Deep Neural Network
[6] Extreme Learning Machine
[7] Radial Basis Function Neural Network

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

روش‌های یادگیری عمیق برای پیش‌بینی معاملات آتی شاخص سهام عملکرد بهتری نسبت به RBF و ELM دارند [۸].

بهینه‌سازی سبدسرمایه‌گذاری

نیکو و همکاران (۲۰۲۰)، به انتخاب سبد سهام بهینه بر اساس ریسک و مالی رفتاری در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند، آن‌ها بیان کردند پرتفوی ایجاد شده با در نظر گرفتن ارزش در معرض ریسک و نقدشوندگی عملکرد بهتری را نشان داده‌است [۲۹]. میرآبی و همکاران (۲۰۲۰)، در پژوهشی از الگوریتم فراابتکاری ترکیبی ژنتیک و بهینه‌سازی شیر به بهینه‌سازی سبد سرمایه پرداختند. نتایج حاصل از پژوهش موید کارآمدی مدل معرفی شده بود [۲۴]. کاردوس و همکاران (۲۰۱۹)، در پژوهشی به تجزیه تحلیل سنجه‌های ریسک در بهینه‌سازی چندهدفه سبد سرمایه‌گذاری با محدودیت‌های کاردینالیتی پرداختند [۵]. دنگ و همکاران با به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات اقدام به بهینه‌سازی سبد در حضور محدودیت کاردینالیتی نموده‌اند. نتایج نشان از استواری و کارایی روش به‌کاررفته در پژوهش دارد [۹]. در زیر خلاصه‌ای از پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه بهینه‌سازی و روش مورد استفاده آورده شده است:

جدول۱. خلاصه‌ای از پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه بهینه‌سازی سبدسرمایه‌گذاری

نام پژوهشگر	روش حل	محدودیت‌ها	داده‌های مورد استفاده
بابایی و همکاران [۱]	MOPSO	محدودیت‌های آستانه‌ای و کاردینالیتی	شاخص S&P500
بروتیچ و همکاران [۳]	GP[1]	N/D[2]	بازار سهام اسپانیا
چن و ژو [۷]	MOPSO[3], NSGA II[4] and SPEA	Long-only Constraint	بازار سهام چین
پای [۳۰]	MODE/Fuzzy[5] and MOES/Fuzzy[6]	Long-only Constraint	بازار سهام هند[7]
سبریدو و همکاران [۳۲]	MDRS	محدودیت‌های کاردینالی	بازار سهام اسپانیا
پژوهش حاضر	Branch and Cut Algorithm	محدودیت‌های آستانه‌ای و کاردینالیتی	بازار سهام ایران

مطالعه ادبیات سایر پژوهش‌های مرتبط با زمینه پژوهش حاضر، نشان‌داد، پژوهش‌های کمی به بهینه‌سازی سبد بر اساس پیش‌بینی قیمت و بازده دارایی‌ها پرداخته‌اند؛ و کاستی‌هایی در این

[1] Genetic Programming
[2] Not Defined
[3] Multi-Objective Particle Swarm Optimization
[4] Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm
[5] Multi-Objective Differential Evolution/Fuzzy
[6] Multi-Objective Evolution Strategy/Fuzzy
[7] BSE

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

زمینه وجود دارد. عدم در نظر گرفتن هم‌زمان معیارهای فنی و بنیادی جهت تصمیم‌گیری و انتخاب سهام به‌منظور تشکیل سبد سرمایه‌گذاری ، در نظر گرفتن پیش‌بینی صرف قیمت جهت تصمیم‌گیری و انتخاب سهام و انتخاب روش ناکارآمد (سنتی گذشته‌نگر) جهت پیش‌بینی قیمت سهام از جمله این کاستی‌هاست. همچنین علی‌رغم صرف هزینه‌های هنگفت مدیران صندوق‌های سرمایه‌گذاری، جهت استخدام و به‌کارگیری تحلیلگران مالی به منظور انتخاب بهترین سبد، سبد سرمایه‌گذاری انتخابی‌شان، بازدهی مورد انتظار از بازار را کسب نکرده و این امر منجر به نارضایتی ذینفعان و سرمایه‌گذاران گردیده است. علاوه‌بر این سرمایه‌گذاران خرد نیز به دلیل کمبود آگاهی و دانش مالی و نبود روشی سیستماتیک قادر به تصمیم‌گیری صحیح درزمینه به‌کارگیری منابع مالی شخصی خود نیستند، لذا با توجه به موارد بیان‌شده در این پژوهش سعی می‌شود که از ترکیب سه روش پیش‌بینی قیمت آتی سهام، تصمیم‌گیری چندمعیاره و مدل دارایی محدود مارکویتز، همچنین در نظر گرفتن هم‌زمان معیارهای فنی و بنیادی سهام، مدل ریاضی جهت بهینه‌سازی سبد سهام در سه افق زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت معرفی گردد.

براساس مبانی نظری و پیشینه پژوهش، مفروضات به شرح زیر است:

۱. از میان صنایع فعال در بورس اوراق بهادار تهران تعداد ده صنعت برتر باتوجه به معیارهای مؤثر بر صنایع انتخاب می‌گردد. (در مدل پیشنهادی تعداد صنایع انتخابی محدودیت نداشته و باتوجه به ترجیحات سرمایه‌گذاران می‌تواند متغیر باشد)

۲. قیمت تمامی سهام شرکت‌های فعال در صنایع منتخب با تکنیک LSTM، در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت پیش‌بینی می‌گردد. (در صورتی که تعداد صنایع منتخب از عدد ده کمتر یا بیشتر شود، تعداد سهام جهت پیش‌بینی قیمت کاهش یا افزایش می‌یابد، لذا تعداد سهامی که قیمت آن‌ها پیش‌بینی می‌شود، متأثر از تعداد صنایع انتخابی و شرکت‌های فعال در صنایع منتخب می‌باشد).

۳. برای شرکت‌هایی که در بازه مورد مطالعه این پژوهش، اطلاعات مالی ندارند، از آخرین اطلاعات موجود استفاده می‌شود.

۴. از میان صنایع منتخب تنها یک سهم در هر یک از افق‌های زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلند مدت انتخاب می‌شود (مدل پیشنهادی محدودیتی در انتخاب تعداد سهام ندارد. سهامداران می‌تواند باتوجه به ترجیحات خود تعداد سهام بیشتر یا کمتری را جهت ایجاد سبد سهام انتخاب نمایند).

۵. برای جلوگیری از پیچیدگی محاسبات مجموعاً ده سهم برتر از صنایع منتخب برای هر یک از افق‌های زمانی مورد مطالعه انتخاب شده‌است. افق زمانی کوتاه‌مدت یک‌ماهه، میان‌مدت

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

۱۲۸ ـــــــ

Archive of SID.ir

مراحل انجام پژوهش

پژوهش حاضر در رابطه با ارائه مدل ترکیبی بهینه‌سازی سبد سهام براساس پیش‌بینی قیمت با شبکه عصبی بازگشتی LSTM به کمک مدل LAM با درنظرگرفتن محدودیت‌های کاردینالیتی و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، در چهار بخش انجام می‌شود:

بخش اول: انتخاب ده صنعت برتر از میان صنایع فعال در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی بهبودیافته.

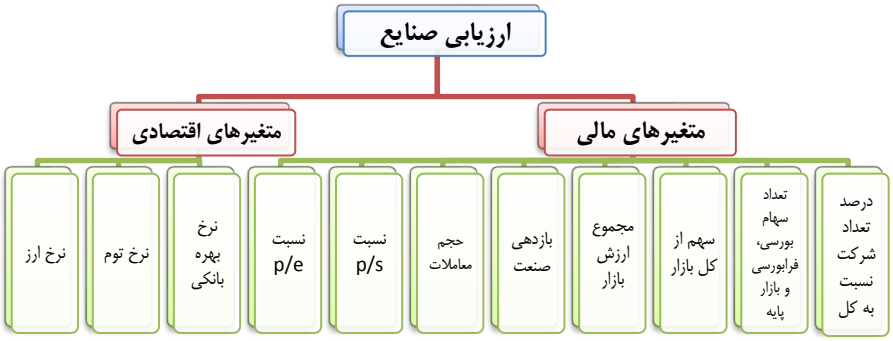
این گام شامل سه مرحله است:

مرحله اول- تعیین مجموعه معیارها. مرحله دوم- امتیازدهی اولیه به معیارها توسط خبرگان براساس طیف یک تا ده به صورت گسسته که به هر معیار امتیاز گرفته‌شده u_i گفته می‌شود. مرحله سوم- تشکیل ماتریس مقایسه زوجی براساس روابط ۱ و ۲:

$$a_{ij}=\max(u_i-u_j,1) \quad \text{if} \quad u_i \geq u_j$$ رابطه (۱)

$$aij=\max(ui-uj,1) \quad \text{if} \quad ui \geq uj$$ رابطه (۲)

در شکل۱ ساختار سلسله‌مراتبی و معیارهای مؤثر بر انتخاب صنایع آورده شده است.



شکل ۱. ساختار سلسله مراتبی ارزیابی صنایع

نتیجه این مرحله انتخاب ده صنعت برتر، از میان ۴۴ صنعت فعال در بورس اوراق بهادار است.

نرمال‌سازی

پس از استخراج داده‌های مربوط به سهام صنایع برتر، از آنجا که داده‌های دریافتی یک شبکه عصبی نمی‌توانند مقادیر نسبتاً بزرگ و ناهمگن را دریافت کنند، از روش نرمال‌سازی Min-Max به منظور انتقال تمام ویژگی‌ها به بازه ۰ تا ۱ استفاده می‌نماییم.

$$x=\frac{x-\min(x)}{\max(x)-\min(x)}$$ رابطه (۳)

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

بخش دوم: پیش‌بینی

قیمت با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی LSTM

شبکه عصبی بازگشتی LSTM

شبکه عصبی بازگشتی که خانواده‌ای از شبکه‌های عصبی هستند و به منظور پردازش داده‌های سری طراحی شده‌اند را می‌توان به صورت کپی‌های متعدد و مشابه از شبکه‌های عصبی تصورکرد که هر یک از آن‌ها پیامی را به دیگری منتقل می‌کند. در این شبکه‌ها برای ایجاد امکان تکرار و ماندگاری اطلاعات حلقه‌هایی وجود دارد [۱۰]. چون شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده در به خاطرسپاری داده‌ها دچار محدودیت هستند، شبکه عصبی بازگشتی LSTM برای حل مشکل بررسی وابستگی طولانی مدت داده‌ها توسط هوکرایتر[۱] و اشمیدوبر[۲] معرفی شدند[۱۴]. شبکه عصبی بازگشتی LSTM، نوع توسعه‌یافته شبکه عصبی ساده است که در تجزیه و تحلیل داده‌های سری زمانی عملکرد بهتری را نسبت به شبکه عصبی بازگشتی ساده نشان داده است. این شبکه از لایه‌هایی از نرون‌ها تشکیل گردیده و مانند شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده، دارای اتصالات بازگشتی است با این تفاوت که در این شبکه به جای یک لایه شبکه عصبی، چهار لایه وجود دارد و این لایه‌ها با روشی کاملاً خاص با یکدیگر در تعامل هستند. شبکه عصبی بازگشتی LSTM دارای ۴ گیت است: گیت فراموشی، یادآوری، یادگیری و خروجی. همچنین دارای سه ورودی است: حافظه بلندمدت، حافظه کوتاه مدت و نمونه آموزشی[۳] یا داده جدید (E). نحوه عمل شبکه عصبی بازگشتی LSTM در دو گام صورت می‌گیرد. اولین گام تصمیم‌گیری نسبت به اینکه چه اطلاعاتی را نمی‌خواهیم و باید از وضعیت سلول خارج شوند است. ساختار شبکه عصبی LSTM به‌صورتی است که لایه‌ی گیت فراموشی این تصمیم‌گیری را راجع به کنترل حافظه و اطلاعات انجام می‌دهد. رابطه (۴)، h_{t-1} و x_t برای هر عدد در وضعیت سلول C_{t-1} عددی بین صفر و یک را نشان می‌دهد. عدد یک نشان‌دهنده «به‌طور کامل نگه دار» و صفر به معنای «نگه‌ندار» است.

$$f_t=\sigma(W_f.[h_{t-1},X_t]+b_f$$ رابطه (۴)

در گام بعدی اطلاعات جدید در وضعیت سلول ذخیره می‌شود. این گام از دو بخش تشکیل شده است. در بخش اول، یک لایه سیگموئید به نام «لایه‌ی گیت ورودی» تعیین می‌کند که می‌خواهیم کدام مقادیر را به‌روزرسانی کنیم (رابطه ۵). در بخش دوم، یک لایه tanh برداری از مقادیر کاندید شده‌ی جدید ساخته می‌شود، این لایه می‌تواند به وضعیت سلول اضافه شود (رابطه۶). در نهایت با ترکیب این دو بخش می‌توان در سلول اطلاعاتی افزود یا به‌روزرسانی کرد.

[1] Hochreiter
[2] Schmidhuber
[3] training example

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

$$i_t=\sigma(W_i[h_{t-1},x_t]+b_i$$ رابطه (۵)

$$\tilde{C}_t=\tanh(W_c.[h_{t-1},x_t]+b_c)$$ رابطه (۶)

طبق رابطه (۷)، باید وضعیت سلول به وضعیت جدید C_t به‌روزرسانی شود. در این بخش اطلاعاتی که شبکه تصمیم گرفته بود حذف شود، حذف می‌گردد. بنابراین (C_{t-1}) یا همان حالت قدیم را در f_t ضرب می‌کنیم. سپس $i_t*\tilde{C}_t$ را به فرمول اضافه می‌کنیم. با این کار مقادیر انتخابی برای به‌روزرسانی وضعیت مشخص می‌شوند.

$$C_t=f_t*C_{t-1}+i_t$$ رابطه (۷)

در آخر باید تعیین کنیم که از خروجی چه نتیجه‌ای می‌خواهیم. این خروجی بر اساس وضعیت سلول ساخته می‌شود. این قسمت نیز شامل دو بخش است. در بخش اول لایه سیگموئید اجرا می‌گردد که تعیین می‌کند چه قسمت‌هایی از وضعیت سلول به خروجی فرستاده شود (رابطه ۸). سپس لایه tanh (خروجی بین ۱- و ۱) اجرا می‌شود (رابطه ۹). نتیجه در خروجی گیت سیگموئید ضرب شده و در نهایت خروجی مورد نظر بدست می‌آید.

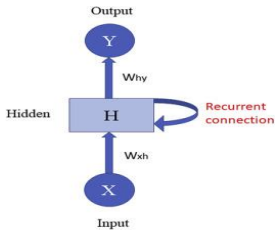
$$O_t=\sigma(W_o[h_{t-1},x_t]+b_o$$

رابطه (۸)

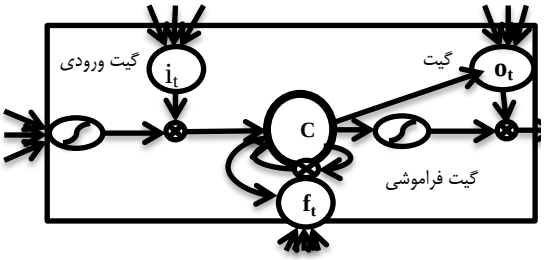
$$h_t=O_t*\tanh(C_t)$$

رابطه(۹)

در شکل ۲ و ۳ نمونه‌ای از شبکه عصبی بازگشتی‌ساده و ساختار شبکه عصبی بازگشتی LSTM نشان داده شده است.



شکل ۲. ساختار شبکه عصبی بازگشتی ساده [۳۳]



شکل ۳. شبکه عصبی بازگشتی LSTM [۲۸]

لذا در این بخش به کمک نرم‌افزار Anaconda در محیط Jupyter Notebook به زبان برنامه‌نویسی Python و کتابخانه‌های آن از جمله Pandas، Numpy، Matplotlib، Scikit-Learn و کتابخانه قدرتمند Keras که بر روی کتابخانه TensorFlow سوار است و از مدل حافظه کوتاه مدت ماندگار (LSTM) برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده می‌کند، به پیش‌بینی قیمت سهام صنایع منتخب در بازه‌های زمانی مشخص‌شده می‌پردازیم.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

بخش سوم: انتخاب یک سهم از هر صنعت منتخب از بخش یک، برای هر یک از افق‌های زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت با استفاده از روش تصمیم‌گیری CoCoSo

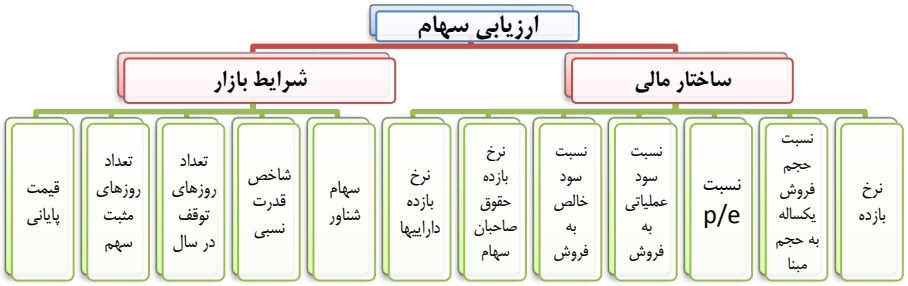
روش تصمیم‌گیری CoCoSo، شامل ۵ گام، به شرح زیر است:

گام اول: تشکیل ماتریس تصمیم

رابطه (۱۰) ماتریس تصمیم را نشان می‌دهد. در این رابطه X_{mn}، ارزیابی گزینه m براساس معیار n است که این ارزیابی هم می‌تواند براساس عبارات کلامی و هم براساس داده‌های واقعی (کمی) است. عبارت‌های کلامی می‌تواند براساس طیف ۵تایی یا ۹تایی باشد.

$$\begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix}; \; i=1,2\dots, m; \quad j=1,2,\dots,n \qquad \text{رابطه (۱۰)}$$

با به‌کارگیری نظر خبرگان با استفاده از آنتروپی شانون به وزن‌دهی معیارها پرداخته می‌شود. معیارهای مؤثر به شرح شکل ۴ می‌باشد.



شکل۴. ساختار سلسله مراتبی ارزیابی و انتخاب سهام

گام دوم: نرمال‌سازی ماتریس تصمیم

نرمال‌سازی ماتریس تصمیم با استفاده از فرمول‌های زیر انجام می‌شود. از رابطه (۱۱)، برای معیارهای مثبت و از رابطه (۱۲)، برای معیارهای منفی استفاده می‌شود. $\max X_{ij}$ و $\min X_{ij}$، در واقع بیشترین و کمترین مقدار هر ستون معیار هستند. براساس این نرمال‌سازی کلیه درایه‌ها بین عدد ۰ و ۱ قرار می‌گیرند.

$$r_{ij}=\frac{X_{ij}-\min\limits_{i} X_{ij}}{\max\limits_{i} X_{ij}-\min\limits_{i} X_{ij}} \qquad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$r_{ij}=\frac{\min\limits_{i} X_{ij}-X_{ij}}{\max\limits_{i} X_{ij}-\min\limits_{i} X_{ij}} \qquad \text{رابطه (۱۲)}$$

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

گام سوم: محاسبه مقادیر جمع وزنی (WSM) [1] و ضرب وزنی (WPM) [2]

در این گام با به‌کارگیری رابطه (۱۳) مقادیر جمع وزنی و رابطه (۱۴) ضرب وزنی (P)، برای هر گزینه محاسبه می‌شود. در روابط زیر W_i وزن معیارها است. این وزن می‌تواند مستقیم از نظر فرد تصمیم‌گیرنده و یا روش‌هایی همچون آنتروپی شانون، AHP، روش BWM و ...، محاسبه شود. مقادیر S_i در واقع از روش SAW و مقادیر P_i از روش واسپاس (WASPAS) گرفته‌شده‌است.

رابطه (۱۳) $S_i=\sum_{j=1}^{n}(w_j\, r_{ij})$

رابطه (۱۴) $P_i=\sum_{j=1}^{n}(r_{ij})^{w_j}$

گام چهارم: تعیین امتیاز گزینه‌ها بر اساس استراتژی‌ها

در این گام وزن‌های نسبی گزینه‌ها بر اساس ۳ استراتژی از روابط (۱۷-۱۵) به دست می‌آید. رابطه (۱۵) میانگین حسابی امتیازات WSM و WPM را بیان می‌کند. رابطه (۱۶) نمرات نسبی WSMوWPM را در مقایسه با بهترین‌ها، نشان می‌دهد. رابطه (۱۷) مصالحه بین مدل‌های WSMو WPM را نشان می‌دهد. در این رابطه λ توسط تصمیم‌گیرنده تعیین می‌شود و مقدار آن معمولاً ۰/۵ است.

رابطه (۱۵) $k_{ia}=\frac{P_i+S_i}{\sum_{i=1}^{m}(P_i+S_i)}$

رابطه (۱۶) $k_{ib}=\frac{S_i}{\min S_i}+\frac{P_i}{\min P_i}$

رابطه (۱۷) $k_{ic}=\frac{\lambda(S_i)+(1-\lambda)(P_i)}{(\lambda \max S_i+(1+\lambda)\max P_i)} \quad 0\le\lambda\le1$

گام پنجم:تعیین امتیاز نهایی و رتبه‌بندی گزینه‌ها

رابطه (۱۸)، بیانگر میانگین هندسی و میانگین حسابی ۳ استراتژی گام چهارم می‌باشد. امتیاز (K)، برای هر گزینه‌ای بزرگتر باشد نشان‌دهنده برتری آن گزینه است.

رابطه (۱۸) $k_i=(k_{ia}k_{ib}k_{ic})^{\frac{1}{3}}+(k_{ia}+k_{ib}+k_{ic})$

نتیجه این مرحله انتخاب سهام شرکت‌های فعال در صنایع برتر از گام یک برای ایجاد سه سبد سهام کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت می‌باشد.

[1] Weighted Sum Method
[2] Weighted Product Method

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

بخش چهارم: رسم مرز کارای سرمایه‌گذاری

مدل دارایی‌های محدود مارکویتز (LAM) پس از محدب نمودن محدودیت‌ها با استفاده از روش برنامه‌ریزی غیرخطی عدد صحیح مختلط ، با اضافه کردن n متغیر باینری به مدل، به شکل زیر فرموله شده است [۶]. رابطه (۱۹) تابع هدف و روابط (۲۰-۲۳) محدودیت‌های مدل هستند.

رابطه (۱۹)
$$\text{Min} x^T \sum x$$

S.t

رابطه (۲۰)
$$\sum_{i=1}^{n} \mu_i x_i \geq R$$

رابطه (۲۱)
$$\sum_{i=1}^{n} y_i \leq K$$

رابطه (۲۲)
$$\sum_{i}^{n} x_i = 1$$

رابطه (۲۳)
$$L_i y_i \leq x_i \leq, = 1,\ldots,n$$

$$x_i \geq 0 \qquad i=1,\ldots,n$$

$$y_i \in \{0,1\} \qquad i=1,\ldots,n$$

تعریف محدودیت‌های کاردینالیتی

به‌منظور اعمال محدودیت کاردینالیتی در مدل بهینه‌سازی، ابتدا متغیرهای باینری را تعریف می‌کنیم. $y_i=1,\ldots,n$ که اگر دارایی i انتخاب شود، y_i برابر با ۱ و در غیر این صورت y_i برابر با صفر است. محدودیت کاردینالیتی را می‌توان با توجه به اینکه مقدار دارایی‌های موجود در سبد نمی‌تواند از مقدار k_{max} بیشتر و از k_{min} کمتر باشد، به شکل رابطه (۲۴)، تعریف کرد:

رابطه (۲۴)
$$K_{min} \leq \sum_{i=1}^{n} y_i \leq K_{max}$$

محدودیت‌های کاردینالیتی معمولاً با محدودیت‌های مرزی سرمایه‌گذاری (محدودیت‌های آستانه) همراه هستند.

تعریف حدود سرمایه‌گذاری

یک محدودیت بسیار کاربردی در تصمیم‌گیری مالی، این است که مقدار دارایی انتخاب‌شده در سبد سرمایه‌گذاری را محدود نماییم. در واقع برای دارایی x_i حد مقداری بالا و پایین تعیین کنیم. به این محدودیت‌ها محدودیت آستانه می‌گویند که به شکل رابطه (۲۴) فرموله می‌شود.

رابطه (۲۴)
$$l_i \leq x_i \leq u_i \qquad \forall i=1,\ldots,n$$

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

فقط اگر دارایی X_i در سبد انتخاب شود، محدودیت‌های سرمایه‌گذاری قابل‌اجرا باشد محدودیت با به‌کارگیری متغیر باینری Yi، رابطه (۲۴) به شرح رابطه (۲۵)، اصلاح می‌گردد. [۵]

$$l_i y_i \leq x_i \leq u_i y_i \qquad \forall i=1,...,n$$ رابطه (۲۵)

طبق مطالعات سزارون و همکاران مدل برنامه‌ریزی غیرخطی عدد صحیح مختلط، در دسته مسائل NP-Hard، قرار می‌گیرد. لذا از الگوریتم شاخه و برش برای حل مدل استفاده می‌کنیم[۲۶].

الگوریتم شاخه و برش

دو رویکرد برای حل یک مدل برنامه‌ریزی غیرخطی عدد صحیح آمیخته[۱] با درنظرگرفتن محدودیت‌های کاردینالیتی وجود دارد. روش‌های دقیق و روش‌های ابتکاری[۲]. در روش‌های دقیق می‌توان از الگوریتم‌هایی همچون شاخه و کران (B-B) و شاخه و برش برای حل مدل با به‌کارگیری نرم‌افزار CPLEX استفاده نمود. الگوریتم شاخه و برش شامل یک روش ترکیبی از اجرای یک الگوریتم شاخه و کران و استفاده از سطح برش است. که سطح برش به مجموعه اصلی محدودیت‌ها اضافه می‌شود تا فضای جستجو در هر محله کاهش یابد این الگوریتم ازجمله روش‌های دقیقی است که می‌توان برای مسائل بهینه‌سازی با ابعاد کوچک به کار گرفت. برای مسائل با ابعاد بزرگتر به دلیل اینکه زمان زیادی برای حل مدل لازم است، روش‌های ابتکاری پیشنهاد شده‌است [۳۷]. در این پژوهش برای حل الگوریتم شاخه و برش از نرم‌افزار IBM ILOG OPL IDE CPLEX که یکی از نسخه های CPLEX (یک بسته نرم افزاری بهینه‌سازی با سرعت بالای در حل مسئله های بزرگ) است، استفاده شده است.

٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

نتایج این پژوهش، در رابطه با ارائه مدل ترکیبی بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس پیش‌بینی قیمت با شبکه عصبی بازگشتی LSTM به کمک مدل LAM با در نظر گرفتن محدودیت‌های کاردینالیتی و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره طی بازه زمانی ابتدای خرداد ۱۳۹۵ تا ابتدای خرداد ۱۴۰۰، شامل موارد زیر است:

انتخاب صنایع با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی بهبود یافته

پس از جمع‌آوری اطلاعات پرسشنامه امتیازدهی به صنایع، داده‌ها نرمال‌سازی شد. بر اساس اوزان اختصاص‌یافته به معیارها، ده صنعت برتر با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی بهبودیافته انتخاب گردید، نتایج در جدول ۲ آورده شده است.

[1] Mixed Integer Quadratic Programming
[2] Heuristic

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول۲. صنایع انتخاب‌شده با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی بهبودیافته

گروه‌های صنعت				
استخراج کانه‌های فلزی	فلزات اساسی	سرمایه‌گذاری‌ها	محصولات شیمیایی	سیمان، آهک و گچ
فرآورده‌های نفتی، کک و سوخت هسته‌ای	بانک‌ها و مؤسسات اعتباری	خودرو و ساخت قطعات	محصولات غذایی و آشامیدنی به‌جز قند و شکر	مواد و محصولات دارویی

پیش‌بینی قیمت سهام

در مرحله بعد با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی LSTM قیمت سهام شرکت‌های فعال در ده صنعت منتخب پیش‌بینی شد. بر اساس قیمت پیش‌بینی شده، بازده سهام در افق‌های زمانی یک‌ماهه و شش‌ماهه و یک‌ساله محاسبه گردید.

انتخاب یک سهم از هر صنعت منتخب برای هر یک از افق‌های زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت با استفاده از روش تصمیم‌گیری CoCoSo

در این پژوهش، با توجه به اینکه سعی شده ترجیحات سرمایه‌گذاران نسبت به افق زمانی سرمایه‌گذاری، مدنظر قرار داده شود، طی ارائه پرسشنامه به خبرگان و جمع‌آوری اطلاعات پرسشنامه و سپس فرآیند نرمال‌سازی وزن معیارهای مؤثر بر انتخاب سهام در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت (یک‌ماهه)، میان‌مدت (شش‌ماهه) و بلندمدت (یک‌ساله)، با استفاده از آنتروپی شانون مشخص گردید. براساس وزن معیارها، سهام انتخاب‌شده برای سه سبد سهام با استفاده از روش راه‌حل سازشی ترکیبی به شرح جدول ۳ است.

جدول ۳. سهام منتخب با استفاده از روش راه‌حل سازشی ترکیبی

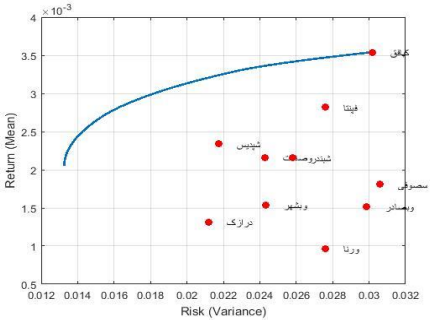
بازه زمانی / گروه صنعت	نماد شرکت		
	سبد سهام کوتاه‌مدت	**سبد سهام میان‌مدت**	**سبد سهام بلندمدت**
محصولات شیمیایی	شپدیس	پارسان	شفن
فلزات اساسی	فپنتا	فملی	فجر
مواد و محصولات دارویی	درازک	دلر	تیپیکو
بانک و موسسات اعتباری	وبصادر	وبصادر	وتجارت
استخراج کانه‌های فلزی	کبافق	کچاد	ومعادن
سرمایه‌گذاری‌ها	وصنعت	وسکاب	وصنا
محصولات غذایی و آشامیدنی به جز قند و شکر	وبشهر	غگل	غگل
خودرو	ورنا	خگستر	ورنا
فراورده های نفتی، کک و سوخت هسته	شبندر	شبندر	شبریز
سیمان، اهک و گچ	سصوفی	سرود	سپاها

Archive of SID.ir

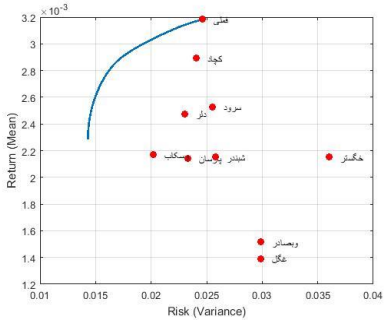
Archive of SID.ir

تشکیل سبد سهام و رسم مرز کارا

با استفاده از اطلاعات قیمتی سهام منتخب طی بازه زمانی ابتدای خرداد ماه ۱۳۹۵ تا ابتدای خردادماه ۱۴۰۰، با به‌کارگیری نرم‌افزار CPLEX بازده و ریسک سبدهای سهام در صد استراتژی مشخص شد و اوزان بهینه برای سبد سهام کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت، بر اساس مدل LAM با در نظر گرفتن محدودیت‌های کاردینالیتی با به‌کارگیری الگوریتم شاخه و برش تعیین می‌شود. و سپس مرز کارا بر اساس صد استراتژی، مطابق شکل ۴ برای سه سبد سهام رسم می‌گردد. شکل ۴ نشان می‌دهد، سرمایه‌گذاران با توجه به مرز کارای ایجادشده برای سه سبد سهام، می‌توانند، بر اساس میزان تحمل ریسک و انتظار نسبت به بازده، به خرید سهام منتخب اقدام نمایند. بر اساس استراتژی صدم، سرمایه‌گذاران ریسک‌پذیر می‌توانند، برای دریافت بیشترین میزان بازده در مقابل تحمل بالاترین سطح ریسک، در افق زمانی یک‌ماهه سهم شرکت معادن بافق در افق زمانی شش‌ماهه سهم شرکت ملی صنایع مس ایران و در افق زمانی یک‌ساله سهم شرکت پتروشیمی فناوران را خریداری نمایند. سرمایه‌گذاران با توجه به ترجیحات خود از میان سبدهای تشکیل‌شده روی مرز کارا سبدی را انتخاب می‌کنند که بیشترین تناسب را با وضعیت آن‌ها دارد. به عبارتی قطع دادن منحنی گزینه‌های مختلف سرمایه‌گذاری (مرز کارا) با بالاترین منحنی بی‌تفاوتی سرمایه‌گذار (نشان‌دهنده وضعیت و روحیات سرمایه‌گذار) آخرین قدم در انتخاب است. سرمایه‌گذاران ریسک‌گریز تمایل دارند سبدی را برگزینند که در قسمت چپ مرز کارا قرار دارد و سرمایه‌گذاران ریسک‌پذیر تمایل به سرمایه‌گذاری در سبدهایی دارند که به سمت راست مرز کارا تمایل دارد. در شکل ۷، کلیه استراتژی‌های ممکن برای سه سبد سهام، کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت با نقاط خاکستری نشان داده‌شده است.



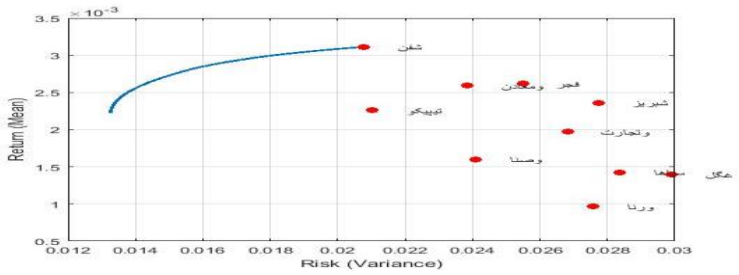
سبد سهام کوتاه‌مدت



سبد سهام میان‌مدت

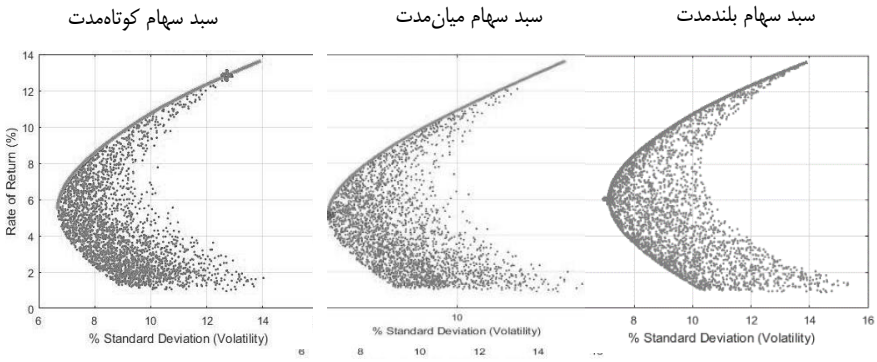
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



سبد سهام بلندمدت

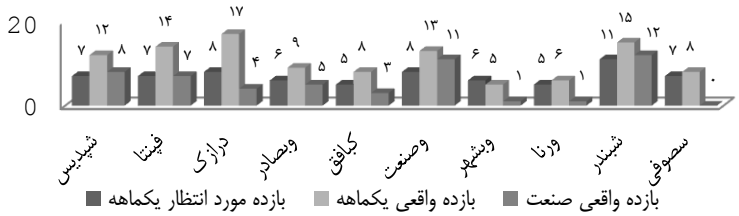
شکل ۶. منحنی مرز کارای سه سبد سهام



شکل ۷. استراتژی‌های موجود در سه سبد سهام کوتاه مدت، میان مدت و بلندمدت

مقایسه بازده‌ها

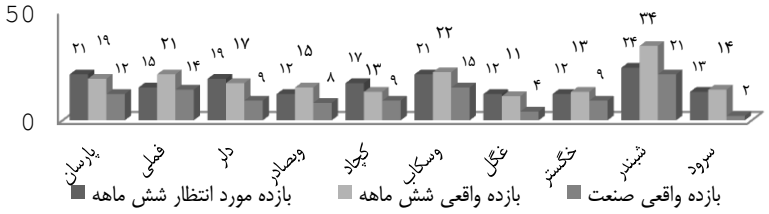
بازده واقعی، بازده پیش‌بینی‌شده (مورد انتظار) ده سهم منتخب سبد سهام کوتاه‌مدت و میان‌مدت در مقایسه با صنعت مربوطه به شرح شکل ۹ و ۱۰، رسم می‌گردد. با توجه به اینکه قیمت واقعی سهام سبد بلندمدت در خردادماه سال ۱۴۰۱ مشخص می‌شود، امکان رسم نمودار مقایسه‌ای مربوطه فعلاً مقدور نیست. نتایج نشان از کارایی مدل ارائه‌شده در این پژوهش دارد.



شکل ۹. مقایسه بازده واقعی و بازده مورد انتظار سهام با بازده واقعی صنایع در افق زمانی یک‌ماهه

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل ۱۰. مقایسه بازده واقعی و بازده مورد انتظار سهام با بازده واقعی صنایع در افق زمانی شش‌ماهه

۵. بحث و نتیجه‌گیری

یکی از عمده‌ترین دغدغه‌های سرمایه‌گذاران خرد و کلان در بازارهای مالی، انتخاب سبدی است که بیشترین بازدهی را با کمترین میزان ریسک قابل‌پذیرش، در افق زمانی مشخص، نصیبشان نماید. برای دستیابی به این هدف، تحلیلگران مالی از داده‌های تاریخی قیمت دارایی‌های مالی و اطلاعات مندرج در صورت‌های مالی شرکت‌ها، جهت تحلیل و انتخاب بهترین سبد سرمایه‌گذاری استفاده می‌نمایند. این در حالی است که نبود روشی سیستماتیک جهت ارزیابی همزمان معیارهای بنیادی و تکنیکال و تأثیر هیجانات روانی بازار بر قیمت، در این روش کاملاً مشهود است و انتخاب سبد سرمایه‌گذاری بهینه را با مشکل مواجه می‌نماید. برای حل این مشکل، در پژوهش حاضر با ترکیب روش‌های تصمیم‌گیری بر مبنای فرآیند تحلیل سلسله مراتبی بهبودیافته، راه حل سازشی ترکیبی، پیش‌بینی قیمت با شبکه عصبی بازگشتی LSTM و بهینه‌سازی سبد سهام براساس مدل دارایی محدود (LAM) مارکویتز مدلی ایجاد شد، تا به سرمایه‌گذاران کمک کند تا سبد سرمایه‌گذاری بهینه‌ای را با توجه به ترجیحاتشان در سه افق زمانی کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت انتخاب نمایند. داده‌های واقعی مستخرج از سایت مرکز پردازش اطلاعات مالی ایران، شرکت فناوری مدیریت بورس تهران، سامانه اطلاع‌رسانی ناشران و مقایسه آن با داده‌های به‌دست‌آمده از این پژوهش که نتایج آن در شکل‌های ۹ و ۱۰ مشاهده می‌گردد، نشان داد مدل ایجادشده، کارایی و عملکرد قابل قبولی را در ایجاد سبد سهام بهینه دارد. همان‌گونه که مشاهده گردید بازده اکثریت سهام از صنایع درنظرگرفته، بیشتر بوده و نیز بازده کل سبد سهام از بازده شاخص کل بسیار بالاتر است. تفاوت میان بازده واقعی و یافته‌های پژوهش حاضر، عمدتاً ناشی از عوامل مؤثر بر قیمت ازجمله ترجیحات رفتاری سرمایه‌گذاران، مباحث سیاسی و اقتصادی حاکم بر جو کنونی بازار (اپیدمی ویروس کرونا، انتخابات ریاست جمهوری و تغییرات سیاسی و اقتصادی ناشی از آن)، ریزش شاخص کل طی سال‌های ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰ می‌باشد. با توجه به اینکه در ابتدای خردادماه ۱۴۰۰ داده‌های مربوط به قیمت پایانی سهام استخراج گردیده است، امکان مقایسه سبد سهام بلندمدت با داده‌های واقعی فعلاً مقدور نیست و پیشنهاد می‌گردد در بازه‌های زمانی یک‌ساله این مقایسه

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

۱۴۰ ـــــــ

Archive of SID.ir

منابع

1. Babaei, S., Sepehri, M. M., & Babaei, E. (2015). Multi-objective portfolio optimization considering the dependence structure of asset returns. *European Journal of Operational Research*, 244(2), 525-539.

2. Bertsimas, D., & Kallus, N. (2020). From predictive to prescriptive analytics. *Management Science*, 66(3), 1025-1044.

3. Berutich, J. M., López, F., Luna, F., & Quintana, D. (2016). Robust technical trading strategies using GP for algorithmic portfolio selection. *Expert Systems with Applications*, 46, 307-315.

4. Bolster, P., & Warrick, S. (2008). Matching Investors with Suitable, Optimal and Investable Portfolios. T*he Journal of Wealth Management*, 10(4), 53.

5. Cardoso, R. T., Barroso, B. C., de Oliveira, M. d. S., & Paiva, F. D. (2019). Analysis of risk measures in multiobjective optimization portfolios with cardinality constraint. *Revista Brasileira de Finanças*, 17(3), 26-46.

6. Cesarone, F., Scozzari, \A., & Tardella, F. (2011). Portfolio selection problems in practice: a comparison between linear and quadratic optimization models. a*rXiv preprint arXiv*:1105.3594.

7. Chen, C., & Zhou, Y.-s. (2018). Robust multiobjective portfolio with higher moments. *Expert Systems with Applications*, 100, 165-181.

8. Chen, L., Qiao, Z., Wang, M., Wang, C., Du, R., & Stanley, H. E. (2018). Which Artificial Intelligence Algorithm Better Predicts the Chinese Stock Market? *IEEE Access*, 6, 48625-48633.

9. Deng, G.-F., Lin, W.-T., & Lo, C.-C. (2012). Markowitz-based portfolio selection with cardinality constraints using improved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 39(4), 4558-4566.

10. Dewan, A., & Sharma, M. (2015). Prediction of heart disease using a hybrid technique in data mining classification. 2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), 704-706.

11. Fernández, A., & Gómez, S. (2007). Portfolio selection using neural networks. *Computers & Operations Research*, 34(4), 1177-1191.

Freitas, F. D., De Souza, A. F., & de Almeida, A. R. (2009). Prediction-based 12. portfolio optimization model using neural networks. *Neurocomputing*, 72(10), 2155-2170.

13. H.Markowitz.(1952).Portfolio selection. *The Journal of Finance*,7(1),77-91.

14. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-term Memory. *Neural computation*, 9, 1735-1780.

15. Kaczmarek, T., & Perez, K. (2021). Building portfolios based on machine learning predictions. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 1-19.

16. Kannan, R., Bayraksan, G., & Luedtke, J. R. (2020). Data-driven sample average approximation with covariate information. *Optimization Online*. URL: http://www. optimization-online. org/DB HTML/2020/07/7932. html.

17. Krause, A. (2001). An Overview of Asset Pricing Models. University of Bath School of Management, UK.

18. Lai, H., Liao, H., Wen, Z., Zavadskas, E. K., & Al-Barakati, A. (2020). An Improved CoCoSo Method with a Maximum Variance Optimization Model for Cloud Service Provider Selection. E*ngineering Economics*, 31(4), 411-424.

19. Ledoit, O., & Wolf, M. (2017). Nonlinear Shrinkage of the Covariance Matrix for Portfolio Selection: Markowitz Meets Goldilocks. T*he Review of Financial Studies*, 30(12), 4349-4388.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

20. Li, F., Phoon, K. K., Du, X., & Zhang, M. (2013). Improved AHP method and its application in risk identification. *Journal of Construction Engineering and Management*, 139(3), 312-320.

21. Mansini, R., Ogryczak, W. o., Speranza, M. G., & Societies, E. T. A. o. E. O. R. (2015). Linear and mixed integer programming for portfolio optimization. Springer.

22. Maringer, D. G. (2006). Portfolio management with heuristic optimization (Vol. 8). Springer Science & Business Media.

23. Meziani, A. S. (2003). Assessing the Effect of Investment Barriers on International Capital Flows Using an Expert-Driven System. Multinational Business Review.

24. Mirabi, M., & Zarei Mahmoudabadi, M. (2020). Optimization Portfolio Selection in Risk Situations with Combined Meta-Heuristic Algorithm of Genetic Algorithm (GA) and Lion Optimization Algorithm (LOA). J*ournal of Financial Management Perspective*, 10(32), 33-56. (In Persian)

25. Miralavi, S. H., & Pourzamani, Z. (2019). Providing a model for predicting stock prices using ultra-innovative neural networks. (In Persian)

26. Mitchell, J. E. (2002). Branch-and-cut algorithms for combinatorial optimization problems. *Handbook of applied optimization*, 1, 65-77.

27. Mohebbi, S., Fadaienejad, M. E., & Hamidizadeh, M. R. (2021). The Proposed Algorithm to Select Appropriate Features for Predicting Tehran Stock Exchange Index. *Journal of Financial Management Perspective*. (In Persian)

28. Nelson, D. M., Pereira, A. C., & de Oliveira, R. A. (2017). Stock market's price movement prediction with LSTM neural networks. 2017 International joint conference on neural networks (IJCNN),

29. Nikoo, S. F., Shams, S., & Seyghali, M. (2020). Modeling of Optimal Stock portfolio Optimization Based on Risk Assessment and Behavioral Financial Approach (Mental Accounting) in Tehran Stock Exchange. *Journal of Financial Management Perspective*, 10(31), 75-101. (In Persian)

30. Pai, G. A. V. (2017). Fuzzy Decision Theory Based Metaheuristic Portfolio Optimization and Active Rebalancing Using Interval Type-2 Fuzzy Sets. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 25(2), 377-391.

31. Peng, X., & Luo, Z. (2021). Decision-making model for China’s stock market bubble warning: the CoCoSo with picture fuzzy information. *Artificial Intelligence Review*, 1-23.

32. Saborido, R., Ruiz, A. B., Bermúdez, J. D., Vercher, E., & Luque, M. (2016). Evolutionary multi-objective optimization algorithms for fuzzy portfolio selection. *Applied Soft Computing*, 39, 48-63.

33. Shajun Nisha, S., Mohamed Sathik, M., & Nagoor Meeral, M. (2021). 3 - Application, algorithm, tools directly related to deep learning. In V. E. Balas, B. K. Mishra, & R. Kumar (Eds.), Handbook of Deep Learning in Biomedical Engineering (pp. 61-84). Academic Press.

34. Sivam, S., & Rajendran, R. (2020). On the Modelling of Integrated AHP and CoCoSo Approach for Robust Design of Multi-objective Optimization of thinning Parameters for Maximum thinning Rate and Determine Optimum Locations for Directionally-rolled Deep-drawn Cups using Scaling Laws.

35. Yazdani, M., Mohammed, A., Bai, C., & Labib, A. (2021). A novel hesitant-fuzzy-based group decision approach for outsourcing risk. *Expert Systems with Applications*, 184, 115517.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

36. Yazdani, M., Zarate, P., Kazimieras Zavadskas, E., & Turskis, Z. (2019). A combined compromise solution (CoCoSo) method for multi-criteria decision-making problems. *Management Decision*, 57(9), 2501-2519.

37. Bienstock, D. (1996). Computational study of a family of mixed-integer quadratic programming problems. *Mathematical Programming*, 74, 121–140.

Archive of SID.ir