Journal of Business Intelligence Management Studies
Vol. 9, No.36, Summer 2021
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/IMS.2021.53443.1754

ATU PRESS

ISSN: 1735/112X eISSN: 2538-2527 Received: 2020/07/26 Revised: 2020/12/12 Accepted: 2021/03/02 Original Research

Development of Fuzzy Artificial Intelligence and Multi-Objective Planning Model to Optimize the Portfolio of Investment Companies

Maghsoud Amiri [*1]
Professor, Department of Industrial Management, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran..

Iman Raeesi Vanani
Associate Professor, Department of Industrial Management, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran.

Seyed Hossein Razavi Haji Agha
Assistant Professor, Department of Management, Faculty of Management and Financial Sciences, Khatam University, Tehran, Iran.

Taranoosh Jafari
PhD Student, Operations Research Management, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran..

Abstract

Proper management and optimal allocation of financial resources will increase gross national product and growth, create jobs and increase public welfare. The purpose of this study is to present an investment strategy that has tried to pave the way for the development of the investing company in the financial markets. Therefore, the forthcoming research can be considered as applied in terms of purpose. Also, considering that in the present research, mathematical modeling, modeling, artificial intelligence, etc. are used and the optimization of the investor company's portfolio is evaluated with the proposed model, so it is a quantitative and descriptive research. This study

Corresponding Author: amiri@atu.ac.ir
How to Cite: Amirii, M, A., Raisi Vanani, I., Razavi Haji Agha, , H., Jafari, T., (2020). Development of Fuzzy Artificial Intelligence and Multi-Objective Planning Model to Optimize the Portfolio of Investment Companies, *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 9(36), 243-302.

evaluated the performance of the proposed model in three modes: prudent, moderate and risky investor company. The results showed that for all three cases, the proposed strategy performs significantly better than the market index and other previous strategies. At the end of the investment period, the risky portfolio was more valuable than other portfolios. On the other hand, a prudent portfolio has achieved a more stable and stable return. These results revealed that the proposed fuzzy programming is able to reflect the characteristics and desires of the investor company in the portfolio composition.

Keywords: Portfolio Optimization, Technical Analysis, Multi-Objective Planning, Artificial Intelligence, Fuzzy Logic, Genetic Algorithm.

.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقاله پژوهشی
تاریخ ارسال: ۹۹/۰۴/۱۶
تاریخ بازنگری: ۹۹/۰۹/۲۲
تاریخ پذیرش: ۹۹/۱۲/۱۲
ISSN: 1735/112X
eISSN: 2538-2527

مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند
سال نهم، شمارهٔ ۳۶، تابستان ۱۴۰۰، ص ۲۴۳ تا ۳۰۲
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/IMS.2021.53443.1754

توسعه هوش مصنوعی فازی و مدل برنامه‌ریزی چندهدفه برای بهینه‌سازی پرتفوی شرکت‌های سرمایه‌گذاری

مقصود امیری * — استادگروه مدیریت، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران.

ایمان رئیسی وانانی — دانشیار گروه مدیریت، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران.

سید حسین رضوی حاجی‌آقا — استادیار گروه مدیریت، دانشگاه خاتم تهران، ایران.

ترانوش جعفری — دانشجوی دکتری مدیریت تحقیق در عملیات، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران.

چکیده

هدایت درست و تخصیص بهینه منابعِ مالی سبب افزایش تولید و رشد ناخالص ملی، ایجاد شغل و افزایش رفاه عمومی می‌شود. پژوهش حاضر با هدف ارائه یک استراتژی سرمایه‌گذاری تلاش می‌کند مسیر پیشرفت شرکت سرمایه‌گذار را در بازارهای مالی هموار کند؛ بنابراین، پژوهش پیش رو را می‌توان از نظر هدف کاربردی دانست. همچنین با توجه به اینکه در تحقیق حاضر از مدل ریاضی، مدل‌سازی، هوش مصنوعی و ... بهره گرفته شده و بهینه‌سازی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار را با مدل پیشنهادی مورد ارزیابی قرار می‌دهد، لذا از نوع تحقیقات کمی و توصیفی است. این پژوهش عملکرد مدل پیشنهادی را در سه حالت: شرکت سرمایه‌گذار محتاط، میانه‌رو و ریسک‌پذیر ارزیابی نمود. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که برای هر سه حالت، استراتژیِ ارائه‌شده به‌طور قابل‌توجهی بهتر از شاخص بازار و سایر استراتژی‌های پیشین عمل می‌کند. در پایانِ دوره سرمایه‌گذاری، پرتفوی ریسک‌پذیر نسبت به سایر پرتفوی‌ها از ارزش بالاتری برخوردار بود. از سوی دیگر، پرتفوی محتاط، بازدهِ پایدار و باثبات‌تری کسب کرده است. این نتایج

* نویسنده مسئول: amiri@atu.ac.ir

مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری رشته مدیریت تحقیق در عملیات دانشگاه علامه طباطبائی تهران است.

آشکار نمود که برنامه‌ریزی فازی ارائه‌شده قادر است خصوصیات و تمایلات شرکت سرمایه‌گذار را در ترکیب پرتفوی منعکس کند.

کلیدواژه‌ها: بهینه‌سازی پرتفوی، تحلیل تکنیکال، برنامه‌ریزی چندهدفه، هوش مصنوعی، منطق فازی، الگوریتم ژنتیک.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

انسان همیشه در پی یافتن سازوکاری است که بتواند با یک سرمایه‌گذاری مناسب سود چشم‌گیری به‌دست‌آمده آورد. ازاین‌رو، همواره افراد به دنبال موقعیت‌های اقتصادی بهتر برای سرمایه‌گذاری می‌گردند. در این رهگذر بازارهای مالی موقعیت‌های جذابی برای کسب درآمد و تولید ثروت به وجود می‌آورند (اختیاری و عالم تبریز، ۱۳۹۴). کسب سود چشم‌گیر، نیازمند پذیرش خطر است. چنین خطری بدون برخورداری از دانش و مهارت کافی قابل‌کنترل نخواهد بود (افسر و هلیل، ۱۳۹۶). ازاین‌رو، یکی از مسائل اساسی در مدیریت مالی موضوعِ اداره صحیح فرآیند سرمایه‌گذاری است که با عنوان بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری یا بهینه‌سازی پرتفوی[1] شناخته می‌شود. منظور از سبد سرمایه‌گذاری یا اصطلاحاً پرتفوی و یا پرتفولیو، انواع دارایی‌هایی است که یک سرمایه‌گذار در آن سرمایه‌گذاری کرده است (وودساید-اوریاخی و همکاران[2]، ۲۰۱۱). هراندازه تعداد سهام موجود در سبد سرمایه‌گذاری یک سرمایه‌گذار بیشتر باشد ضرورت دارد که سرمایه‌گذاری زمان بیشتری را برای تحلیل و بررسی این سهام اختصاص بدهد. ازاین‌رو، مدیریت پرتفوی که اصطلاحاً به آن سبد گردانی نیز گفته می‌شود برای افزایش مطلوبیت مورد انتظار[3] سرمایه‌گذار ضروری است. به‌علاوه، این موضوع برای پیشرفت اقتصادی کشورها به‌خصوص کشورهای درحال‌توسعه با بازارهای نوظهور مثل ایران اهمیت زیادی دارد (تهرانی و همکاران، ۱۳۹۷).

توسعه اقتصادی بدون سرمایه‌گذاری امکان‌پذیر نیست. هدایت درست و تخصیص بهینه منابعِ مالی سبب افزایش تولید و رشد ناخالص ملی، ایجاد شغل و افزایش رفاه عمومی می‌شود. بازارهای مالی ازجمله بازار بورس اوراق بهادار نقش مهمی در این زمینه ایفا می‌کنند. این بازارها مهم‌ترین جایگاه تخصیص منابع مالی به فعالیت‌های اقتصادی در سراسر دنیا به شمار می‌روند. ازاین‌رو توسعه‌ساز و کارهای اثربخش برای مدیریت بهینه

1. Portfolio
2. Woodside-Oriakhi
3. Expected utility

فرآیند سرمایه‌گذاری در این بازارها از اهمیت زیادی برخوردار است (پاک مرام و همکاران، ۱۳۹۶).

در این راستا، شرکت‌های سرمایه‌گذار و مؤسسات مالی نقش بسیار پررنگ‌تری ایفا می‌کنند ازاین‌رو، بهینه‌سازیِ فرآیندِ سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذار در این بازارها باعث گردش بهترِ چرخ‌های تولید ملی و اقتصاد کشور خواهد شد. علاوه بر این، فعالیت‌هایی ازاین‌دست حاشیه سود شرکت سرمایه‌گذار را نیز افزایش می‌دهد؛ اما این کار مستلزم کنترل ریسک موجود در این فرآیندها و مدیریت بهینه آن است (دلوی و همکاران، ۱۳۹۴).

در این راستا، شناسایی و به‌کارگیری شیوه‌های بهینه جهت افزایش بازده و کاهش ریسک ناشی از ورود شرکت سرمایه‌گذار به این قبیل فعالیت‌ها ضروری و اجتناب‌ناپذیر است؛ بنابراین، پژوهش حاضر با ارائه یک استراتژی سرمایه‌گذاری تلاش می‌کند مسیر پیشرفت شرکت سرمایه‌گذار را در بازارهای مالی هموار کند.

این پژوهش، استراتژی انعطاف‌پذیر و کاربردی برای بهینه‌سازی پرتفوی سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی ارائه می‌دهد. این استراتژی از چهار قسمت اصلی تشکیل شده است:

هوش مصنوعی فازی برای تحلیل و پیش‌بینی عملکرد دارایی‌های مالی،

مدل ریاضی برای بهینه‌سازی و به‌روزرسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار،

روش برنامه‌ریزی فازی برای لحاظ کردن شرایط و ترجیحات ویژه شرکت در فرآیند سرمایه‌گذاری،

و الگوریتم ژنتیک برای انتخاب یک پرتفوی بهینه از میان تعداد بسیار زیاد دارایی‌های مالی.

پژوهش پیش‌رو استراتژی پیشنهادی را در بازار سهام پیاده‌سازی می‌کند. بااین‌وجود این استراتژی به‌آسانی در محیط‌های مالی دیگر مثل بازار فارکس (بازار مبادلات بین‌المللی ارز)، بازار مبادلات طلا، قراردادهای آتی و سایر دارایی‌های مالی نیز قابل‌اجرا است.

اگرچه پژوهش حاضر ممکن است در قسمت‌های مختلف از عبارت "دارایی‌های مالی"، "دارایی‌ها" یا "سهام" استفاده کند، مدل ارائه‌شده برای تمام این موارد از قواعد و اصول مشابه و کم‌وبیش یکسانی پیروی می‌کند. این موضوع بیان‌گر انعطاف‌پذیری و کاربردپذیری بالای این مدل است.

ازاین‌رو، مسئله اساسی که این پژوهش برای حل آن تلاش می‌کند عبارت است از ارائه یک استراتژی علمیِ بهینه برای مدیریت پرتفوی سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذار در بازارهای مالی با هدف افزایش بازده و کاهش ریسک ناشی از فعالیت شرکت سرمایه‌گذار در این بازارها. در ادامه پژوهش و در بخش دوم مبانی نظری و پیشینه پژوهش مورد بررسی قرار می‌گیرد. پس‌ازآن و در بخش سوم، روش‌شناسی پژوهش شامل مدل، ابزارها و مفاهیم مورداستفاده تشریح می‌شود و در انتها نیز تجزیه‌وتحلیل یافته‌ها و نتیجه‌گیری کلی ارائه می‌شود.

پیشینه پژوهش

تئوری پرتفوی در مقاله مشهور مارکوویتز (۱۹۵۲) با عنوان "انتخاب پرتفوی[1]" پایه‌ریزی شده است. سؤال اساسی که این تئوری تلاش می‌کند به آن پاسخ دهد در اصل همان پرسش قدیمی است که همواره ذهن سرمایه‌گذاران را به خود مشغول کرده است: چگونه سرمایه‌ام را بین موقعیت‌هایی مختلفی که برای سرمایه‌گذاری وجود دارد تقسیم کنم؟ مارکوویتز برای نخستین بار بازده و ریسک دارایی‌های مالی را با استفاده از مقیاس‌های آماری آن‌ها یعنی بازده مورد انتظار و انحراف معیار بازده، کمی‌سازی کرد. او پیشنهاد کرد که سرمایه‌گذار بازده و ریسک را به‌طور موازی باهم در نظر بگیرد و بر مبنای نوعی بده بستان[2] بین آن‌ها برای تخصیص سرمایه خود تصمیم‌گیری کند. اصل اساسی در تئوری مارکوئیتز مبحث متنوع پرتفوی است. ایده اصلی این است که میزان ریسک پرتفوی تنها با ریسک تک‌تک دارایی‌های مالی درون پرتفوی مرتبط نیست بلکه با وابستگی آن‌ها به

1. Portfolio Selection
2. Trade-off

یکدیگر نیز ارتباط دارد. جنبه دیگر کار مارکوویتز این است که او فرآیند تصمیم‌گیری مالی را به شکل یک مسئله بهینه‌سازی درمی‌آورد. مدلی که او ارائه می‌کند از بین همه پرتفوی‌های ممکن، پرتفوی‌ای را انتخاب می‌کند که برای میزان معینی از بازده ریسک کمتری داشته باشد (مارکوئیتز، ۱۹۵۲).

نقد شوندگی پرتفوی

نقد شوندگی دارایی‌های مالی عبارت است از میزان نزدیکی این دارایی‌ها به پول. دارایی‌هایی که خریدوفروش آن‌ها آسان‌تر صورت پذیرد، قابلیت نقد شوندگی بیشتری خواهند داشت. به‌عبارت‌دیگر، نقد شوندگی به معنای قابلیت خریدوفروش دارایی‌ها در کمترین زمان و با صرف کمترین هزینه است (پاستور و استامبوگ[1]، ۲۰۰۳). مدل‌های سنتی انتخاب پرتفوی از جمله مدل میانگین-واریانس تنها دو عامل اساسی ریسک و بازده انتظاری را در فرآیند انتخاب پرتفوی مورد توجه قرار می‌دهند (سیزوکا و هیور، ۲۰۱۸). این مدل‌ها فرض می‌کنند که همه دارایی‌های مالی کاملاً نقد شونده هستند (فرض نقد شوندگی مطلق دارایی‌های مالی). بر اساس این فرضیه، سرمایه‌گذار هر زمان که بخواهد می‌تواند به‌آسانی هر مقدار از هر دارایی مالی را بخرد یا بفروشد بدون اینکه قیمت آن دارایی مالی تحت تأثیر قرار بگیرد (پاک مرام و همکاران، ۱۳۹۶).

بااین‌حال نقد شوندگی دارایی‌های مالی یکی از مهم‌ترین معیارهایی است که در انتخاب فرصت‌های سرمایه‌گذاری مورد توجه قرار می‌گیرد. در عمل بیشتر سرمایه‌گذاران تمایل دارند روی دارایی‌های سرمایه‌گذاری کنند که از درجه نقد شوندگی بالاتری برخوردار باشد (فنگ و همکاران[2]، ۲۰۰۹). به‌بیان‌دیگر، تقریباً همه سرمایه‌گذاران هنگام خرید دارایی‌ها این موضوع را در نظر می‌گیرند که اگر روزی به هر دلیل بخواهند آن دارایی را بفروشند تا چه حد ممکن است دچار دردسر شوند. این موضوع برای سرمایه‌گذارانی که حجم معاملات آن‌ها زیاد است (مثل شرکت‌های سرمایه‌گذار،

1. Pastor and Stambaugh
2. Fang et al.

صندوق‌های سرمایه‌گذاری و سایر مؤسسات مالی) اهمیت بیشتری هم پیدا می‌کند (آهنیرت و الامین، ۲۰۲۰). خریدوفروش دارایی‌هایی که نقد شوندگی کمی دارند بسیار دشوار و زمان‌بر خواهد بود. علاوه بر این، مطالعات نظری و تجربی موجود در ادبیات موضوع نشان می‌دهد که خرید یا فروشِ این دارایی‌ها با حجم بالا، قیمت آن‌ها را بالا یا پایین می‌برد (وات و همکاران[1]، ۲۰۰۷). این موضوع نوع دیگری از ریسک را به سرمایه‌گذار تحمیل می‌کند که آن را با عنوان "ریسک عدم نقد شوندگی پرتفوی[2]" می‌شناسیم (الجانابی و همکاران، ۲۰۱۹). ازاین‌رو، کنترل میزان نقد شوندگی پرتفوی یکی دیگر از مسائلی است که مدل ارائه‌شده در این پژوهش جهت مدیریت بهینه پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار مورد توجه قرار می‌دهد. برای اندازه‌گیری درجه نقد شوندگی دارایی‌های مالی معیارهای متعددی در ادبیات موضوع پیشنهاد شده است. تعداد معاملات، حجم معاملات، حجم پولی معاملات و اختلاف بین قیمت پیشنهادی خریدوفروش تنها چند مورد از این معیارها است. ازآنجاکه بررسی این معیارها از چهارچوب پژوهش حاضر خارج است خوانندگان می‌توانند به پژوهش‌هایی نظیر مارشال[3] (۲۰۰۶) رجوع کنند که ۶۸ مورد از این معیارها را معرفی کرده است. شایان‌ذکر است که مدل ارائه‌شده در این پژوهش به‌گونه‌ای برنامه‌ریزی‌شده است که از هر معیاری که مدیر پرتفوی تشخیص دهد می‌تواند برای کنترل نقد شوندگی پرتفوی استفاده کند.

آنتروپی پرتفوی

یکی از برجسته‌ترین ویژگی‌های تئوری نوین پرتفوی اصل تنوع‌بخشی دارایی‌های مالی است. مدل مارکوویتز با کمینه‌سازی واریانس پرتفوی اصطلاحاً تلاش می‌کند همه تخم‌مرغ‌های سرمایه‌گذار را در یک سبد قرار ندهد. بااین‌وجود، بسیاری از مطالعات تجربی صورت گرفته نشان می‌دهد که پرتفوی‌های محاسبه‌شده با این مدل بر روی تعداد

1. Vath et al.
2. Liquidity Risk
3. Marshall

اندکی از دارایی‌ها متمرکز می‌شوند (برا و پارک[1]، ۲۰۰۸). به‌بیان‌دیگر، بر اساس تحقیقات تجربی موجود در ادبیات می‌توان گفت کمینه‌سازی ریسک پرتفوی به‌تنهایی نمی‌تواند تنوع ترکیب دارایی‌های مالی موجود در پرتفوی را تضمین کند (گوپتا و همکاران، ۲۰۱۹).

تحلیل تکنیکال

تحلیل‌های بازار معمولاً به دو دسته کلی تقسیم می‌شود: تحلیل بنیادی و تحلیل تکنیکال. در اصل هر دو این تحلیل‌ها قصد دارند به این‌که آیا قیمت فعلی یک دارایی مالی برای خرید (فروش) مناسب است پاسخ دهند. در واقع هر دو نوع تحلیل با هدف مقایسه قیمت دارایی‌ها با ارزش ذاتی آن‌ها انجام می‌شود. به‌طور طبیعی، سهامی برای خرید مناسب است که قیمت آن کمتر از ارزش ذاتی آن باشد (ارزان[2] باشد) و سهامی که قیمت آن به بالاتر از ارزش واقعی‌اش رسیده باشد (گران[3] باشد) باید فروخته شود. تحلیل‌های بنیادی و تکنیکال برای حل مشکلی یکسان از روش‌هایی متفاوت استفاده می‌کنند (افسر و هلیل، ۱۳۹۶).

به‌طورکلی، تحلیل بنیادی بیشتر با ارزش ذاتی دارایی‌های مالی مرتبط است. این تحلیل‌ها با بررسی معیارهایی اقتصادی مثل سود تقسیمی[4]، نرخ P/E، درآمدها، مخارج، تولیدات، مواد اولیه، پروژه‌های آتیِ شرکت‌ها و موارد دیگری ازاین‌دست که کم‌وبیش در صورت‌های مالی شرکت‌ها نیز منعکس می‌شود، تلاش می‌کند وضعیت آینده سهام آن‌ها را پیش‌بینی کند. در واقع تحلیل‌های بنیادی در راستای بررسی علت تغییرات قیمت‌ها انجام می‌شود. درحالی‌که تحلیل تکنیکال در جهت بررسی اثر این تغییرات صورت می‌گیرد (مورفی[5]، ۱۹۹۹). همان‌طور که اشاره شد، تحلیل تکنیکال مجموعه‌ای از روش‌ها و تکنیک‌ها را برای کسب سود با استفاده از نوسان‌های بازار فراهم می‌کند (اصفهانی‌پور و

1. Bera and Park
2. Undervalue
3. Overvalue
4. Dividends
5. Murphy

موسوی[1]، ۲۰۱۱). در این میان اندیکاتورهای تکنیکال[2] یکی از پرکاربردترین ابزارها به شمار می‌روند. در واقع اندیکاتورها نوعی ابزار اندازه‌گیری و مقایسه است که بر اساس فرمول‌های معینی داده‌های تاریخی مربوط به دارایی‌های مالی (به‌ویژه قیمت و حجم معاملات) را تحلیل می‌کند (ماسیدو و همکاران، ۲۰۱۷). این ابزارها تلاش می‌کند قیمت آینده دارایی‌ها یا دستِ‌کم جهت تغییرات قیمت آن‌ها را با توجه به الگوهای گذشته پیش‌بینی کند. تعداد و تنوع اندیکاتورها بسیار زیاد است و پرداختن به همه آن‌ها میسر نخواهد بود. ازاین‌رو، پژوهش حاضر به بررسی سه اندیکاتور "حجم متوازن "[3]، "هم‌گرایی/ واگرایی میانگین‌های متحرک "[4] و "قدرت نسبی "[5] اکتفا می‌کند. در این بخش تنها نکات اصلی مربوط به این اندیکاتورها بیان شده است.

منطق فازی

غالباً مسائل دنیای واقعی به‌ویژه آن دسته که با تفکر انسانی بیشتر سروکار دارد، ساختاری پیچیده به خود می‌گیرد. این قبیل مسائل با مشکل عدم قطعیت و یا نوعی ابهام در تعریف و درک ماهیت خودِ مسئله یا موضوعات مربوط به آن مواجه می‌شود. به‌طور مثال، ممکن است دسترسی کافی به اطلاعات دقیق برای حل مسئله وجود نداشته باشد، اطلاعات موجود به میزان کافی قابل‌اتکا نباشد یا مبهم باشد. تفکر انسان در چنین مواردی از نوعی استنباط و استدلال تقریبی بهره می‌برد. در واقع منطق فازی نیز همین قابلیت را در حل مسائل به همراه دارد. به‌بیان‌دیگر، این تئوری به سیستم‌ها اجازه می‌دهد به‌جای تفکر صفر و یک و زندگی در جهانی سیاه‌وسفید، منطقی را به‌کار گیرند که به واقعیت جهان بیرونی نزدیک‌تر است و به تفکر و استدلال‌های بشری نیز شباهت بیشتری دارد. با ورود تئوری فازی موضوع تصمیم‌گیری فازی نیز مطرح شده است که در واقع نوعِ تعمیم‌یافتهٔ

1. Esfahanipour and Mousavi
2. Technical Indicators
3. On-Balance Volume (OBV)
4. Moving Average Convergence/Divergence
5. Relative Strength Index (RSI)

تصمیم‌گیری کلاسیک است. در تصمیم‌گیری کلاسیک، جواب بهینه از بین کلیه حالت‌های ممکن با توجه به محدودیت‌های مسئله انتخاب می‌شود. در چنین شرایطی، تابع‌های هدف، محدودیت‌ها و پارامترهای مسئله به‌طور قطعی و دقیق فرض می‌شود. حال آن‌که تصمیم‌گیری فازی می‌تواند هر یک از این موارد را به‌صورت تقریبی و نادقیق تعریف کند. در مسائلی که با توجه به کمبود اطلاعات، تجربه یا دانش مربوطه، امکان تعریف دقیق مسئله وجود نداشته باشد؛ استفاده از قابلیت‌های تصمیم‌گیری فازی بسیار مفید خواهد بود (بلمن و زاده[1]، ۱۹۷۰). به علت عدم قطعیت موجود در بازارهای مالی ارزش واقعی دارایی‌های مالی را تنها می‌توان به‌صورت تقریبی بیان کرد. از طرف دیگر، تحلیل تکنیکال ذاتاً با ابهام همراه است و به قضاوت‌های شخصی کارشناس بستگی دارد (ژو و همکاران، ۲۰۱۹). مورفی (۱۹۹۹) پیرامون تفسیر نمودارهای تحلیل تکنیکال چنین بیان می‌کند: عدم قطعیت موجود در اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال باعث ایجاد محدودیت‌هایی برای مدل‌سازی و استنباط آن‌ها می‌شود. پژوهش حاضر برای برخورد با چنین محدودیت‌هایی از تئوری مجموعه‌های فازی استفاده می‌کند.

اولین بار مارکوویتز در سال ۱۹۵۲ چهارچوب بهینه‌سازی پرتفوی را بر اساس دو پارامتر ریسک و بازده مدل‌سازی کرد. در سال‌های بعد این مدل توسط سایر محققین به شکل‌های گوناگونی توسعه داده شد (کیم و همکاران[2]، ۲۰۱۴). قابلیت‌های این مدل به‌سرعت موردپذیرش سایر محققین قرار گرفت اما در عمل کاربرد زیادی پیدا نکرد. در سال‌های ابتدایی پیچیدگی محاسباتی این مدل سبب می‌شد که به‌آسانی قابل استفاده نباشد. به‌ویژه ازاین‌جهت که در مسائل انتخاب پرتفوی تعداد متغیرهای تصمیم بسیار زیاد است. در نتیجه پژوهش‌های اولیه عمدتاً بر کاهش پیچیدگی محاسباتی آن تمرکز دارد. حل مدل در حالت چند دوره‌ای[3] از یک‌سو و در نظر گرفتن هزینه‌های معاملات از سوی دیگر، موضوعاتی است که در روند تکامل مدل میانگین-واریانس به آن اضافه شده است.

1. Bellman and Zadeh
2. Kim et al.
3. Multi-period

پژوهش موسین[1] (۱۹۶۸) اولین نمونه از مدل چند دوره‌ای بهینه‌سازی پرتفوی است. او از روش برنامه‌ریزی پویا استفاده کرده و مدل تک دوره‌ای مارکوویتز را در ابتدای هر زیر دوره به کار می‌گیرد. جانا و همکاران[2] (۲۰۰۹) مدلی برای انتخاب پرتفوی با در نظر گرفتن هزینه‌های معاملات ارائه کردند. مدل آن‌ها علاوه بر میانگین، واریانس و هزینه‌های معاملات، میزان آنتروپی پرتفوی را نیز در نظر می‌گرفت. شایان‌ذکر است که بیشینه کردن آنتروپی پرتفوی برای متنوع کردن هرچه بیشتر آن صورت می‌گیرد. این پژوهش یک روش برنامه‌ریزی فازی بر اساس روش زیمرمن[3] (۱۹۷۸) برای حل مدل ارائه نمود. برنامه‌ریزی فازی که این پژوهش ارائه نمود، امکان حل مدل در تناسب با خصوصیات سرمایه‌گذار و یافتن پرتفوی متناسب با ترجیحات وی را فراهم می‌کند.پژوهش یو و لی[4] (۲۰۱۱) یکی از پژوهش‌هایی بوده است که کمینه کردن هزینه‌های معاملات را به‌عنوان هدفی جداگانه از بازده در نظر گرفته است. این پژوهش چند مدل غیرخطی برای مسئله بازنگری پرتفوی پیشنهاد نمود. آن‌ها از واریانس به‌عنوان مقیاس اندازه‌گیری ریسک استفاده نموده و تأثیر معیارهای چولگی[5] و کشیدگی[6] را مورد بررسی قرار دادند. اصفهانی‌پور و موسوی (۲۰۱۱) نوعی هوش مصنوعی بر اساس برنامه‌ریزی ژنتیک[7] برای تعیین زمان مناسب خریدوفروش سهام ارائه کردند. این پژوهش هزینه‌های معاملات دارایی‌ها را در نظر گرفته و با پیاده‌سازی روش ارائه‌شده روی سهام ۱۰ شرکت فعال در بازار بورس تهران نشان داد که برنامه‌ریزی ژنتیک قادر است بازده تعدیل‌شده بیشتری نسبت به استراتژی خرید و نگهداری کسب کند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Mossin
2. Jana et al.
3. Zimmermann
4. Yu and Lee
5. Skewness
6. Kurtosis
7. Genetic programming

گورگولهو[1] و همکاران (۲۰۱۱) از الگوریتم ژنتیک برای مدیریت پرتفوی استفاده نمودند. این پژوهش از اندیکاتورهای مختلفی از جمله حجم متوازن، هم‌گرایی/ واگرایی میانگین‌های متحرک و قدرت نسبی بهره می‌برد و با اجرای مدل در یک بازه زمانی شش‌ساله که شامل بحران مالی سراسری نیز می‌شود نشان داد که روش ارائه‌شده سودآوری بیشتری از استراتژی خرید و نگهداری دارد. به‌طور مشابه، فو[2] و همکاران (۲۰۱۳) نیز الگوریتم ژنتیک را در جهت مدیریت پرتفوی به کار گرفتند. با این تفاوت که این پژوهش از الگوریتم ژنتیک برای تعیین میزان بهینه پارامترهای اندیکاتورها استفاده نمود. جاسمی و همکاران (۲۰۱۱) بر اساس ترکیبی از تئوری مدرن پرتفوی و تحلیل تکنیکال یک مدل مفهومی برای مدیریت پرتفوی ارائه نمودند. این پژوهش استفاده از تحلیل تکنیکال را در جهت تحلیل و اندازه‌گیری روان‌شناسی بازار پیشنهاد کرده است.

گرادجویچ و گنکای[3] (۲۰۱۳) با بیان این‌که وقتی معامله‌گران ناآگاه تأثیرهای قابل پیش‌بینی بر قیمت دارایی‌های مالی می‌گذارند تحلیل تکنیکال می‌تواند قابلیت سودآوری داشته باشد، به مسئله عدم قطعیت موجود در این تحلیل‌ها پرداخته است. در این رابطه، این پژوهش شیوه‌ای برای توسعه اندیکاتورهای تکنیکال فازی و استفاده از آن در جهت زمان‌بندی بازار ارائه نموده است. یونوسوگلو و سلیم (۲۰۱۳) شیوه‌ای برای ارزیابی دارایی‌های مالی و تشکیل سبد سهام ارائه می‌کند. این پژوهش با توسعه سیستم کارشناسی[4] برای تحلیل بنیادی و تحلیل تکنیکال، روشی برای شناسایی دارایی‌های ارزان و انتخاب پرتفوی ارائه می‌کند.

به‌طورکلی ادبیات موضوع دربرگیرنده تعداد اندکی از مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی است که ریسک عدمِ نقد شوندگی پرتفوی را مورد توجه قرار می‌دهند. پژوهش فنگ و همکاران (۲۰۰۸) از جمله پژوهش‌هایی است که چنین مدلی را پیشنهاد می‌کند. آن‌ها یک

1. Gorgulho et al.
2. Fu
3. Gradojevic and Gencay
4. Expert System

مدل مینیمکس[1] برای بهینه‌سازی پرتفوی ارائه می‌کنند و میزان نقد شوندگی پرتفوی را به‌صورت یک عدد مثلثی فازی[2] در نظر می‌گیرند. علاوه بر این، پژوهش لیو[3] و همکاران (۲۰۱۳) نیز نمونه‌ی دیگری است که با در نظر گرفتن نقد شوندگی و آنتروپی پرتفوی یک مدل فازی برای بهینه‌سازی پرتفوی ارائه کرده است. این پژوهش یک الگوریتم روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات[4] نیز برای حل مدل توسعه می‌دهد.

آنتروپی پرتفوی اغلب برای اندازه‌گیری میزان تنوع پرتفوی مورد استفاده قرار گرفته است. بااین‌وجود، ایده استفاده از آنتروپی در فرآیند بهینه‌سازی پرتفوی در پژوهش‌های دیگری از جمله جانا و همکاران (۲۰۰۹) و لیو و همکاران (۲۰۱۳) مطرح شده است. مدل‌های ارائه‌شده در این پژوهش‌ها برای کاهش ریسک پرتفوی، علاوه بر کمینه‌سازی واریانس پرتفوی، بیشینه‌سازی آنتروپی پرتفوی را نیز به‌عنوان هدفی جداگانه لحاظ می‌کنند.

دستخوان[5] و همکاران (۲۰۱۱) بیان می‌کند که برنامه‌ریزی فازی روش اصلی تصمیم‌گیری چندمعیاره برای دست‌یابی به جواب‌هایی است که خواسته‌ها و نیازهای تصمیم‌گیرنده را ارضا می‌کند. این پژوهش با استفاده از معیار میانگین قدر مطلق انحرافات به‌عنوان ریسک، یک مدل خطی انتخاب پرتفوی معرفی می‌کند. آن‌ها برای هر یک از تابع‌های هدف یک تابع عضویت غیرخطی تعریف کرده و برای حلِ مدلِ فازی از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کنند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که برنامه‌ریزی فازی به‌خوبی می‌تواند خواسته‌ها و نیازهای سرمایه‌گذار را در ترکیب پرتفوی منعکس کند. یو و لی (۲۰۱۱) نیز از برنامه‌ریزی فازی برای حل مدل بازنگری پرتفوی استفاده می‌کنند. آن‌ها در یک مطالعه تجربی چند مدل متنوع با در نظر گرفتن معیارهای مختلف مثل چولگی و کشیدگی ارائه کرده و با اضافه کردن امکان فروش استقراضی سهام، این مدل‌ها را در بازار

1. Minimax
2. Triangular fuzzy number
3. Liu
4. Particle Swarm Optimization (PSO)
5. Dastkhan

بورس تایوان مرد ارزیابی قرار می‌دهند. چن[1] و همکاران (۲۰۱۲) با بررسی اثر هزینه معاملات دارایی‌ها در مسئله بازنگری پرتفوی نشان می‌دهند که این موضوع می‌تواند تأثیر قابل‌توجهی بر مرز کارا داشته باشد و ممکن است با در نظر گرفتن این هزینه‌ها عملکرد پرتفوی بهتر شود. با توجه به اهمیت مسئله بازنگری در پرتفوی و ضرورت دخالت هزینه‌های معاملات، این بخش به مرور ادبیات مربوط به آن می‌پردازد. دنگ و پان در پژوهش خود، بهینه‌سازی چندهدفه پرتفولیو با استفاده از رویکرد فازی شهودی را مورد بررسی قرار دادند.

بررسی ادبیات موضوع نشان می‌دهد که استفاده از انواع الگوریتم‌های محاسباتی از جمله الگوریتم ژنتیک برای حل مسائل مربوط به حوزه بازارهای مالی بسیار رایج است. متغیرهای زیادی بر بازارهای مالی تأثیر می‌گذارد و مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی پیشرفته معمولاً حالت غیرخطی پیدا می‌کنند. علاوه بر این، تعداد متغیرهای تصمیم در مسئله بهینه‌سازی پرتفوی نیز بسیار زیاد است. مجموعه این عوامل باعث پیچیدگی محاسباتی مدل ها شده و محققان را وادار کرده است الگوریتم‌های گوناگونی جهت جستجوی محل تقریبی جواب بهینه توسعه دهند (هو[2] و همکاران (۲۰۱۵) مرور جامعی بر ادبیات مربوط به کاربرد الگوریتم‌های تکاملی در حوزه مالی ارائه می‌کند).

به‌عنوان‌مثال می‌توان به پژوهش اصفهانی‌پور و موسوی (۲۰۱۱) اشاره کرد که برای حل مسئله زمان‌بندی خریدوفروش دارایی‌های مالی از برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده کرده است. علاوه بر این، گارگلیو و همکاران (۲۰۱۱) و فو و همکاران (۲۰۱۳) نیز دو نمونه دیگر است که از الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله بهینه‌سازی پرتفوی استفاده می‌کنند. هم‌چنین، رویز-تورویبانو و سوآرز[3] (۲۰۱۵) یک الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله به روزرسانی پرتفوی با در نظر گرفتن هزینه معاملات توسعه دادند. فریرا و همکاران (۲۰۱۷)،

1. Chen
2. Hu
3. Ruiz-Torrubiano and Suárez
3. NSGA-II
4.X-CAMP

در پژوهش خود چارچوب یکپارچه ترکیبی فازی برای بهینه‌سازی پرتفوی در بانکداری خصوصی را مورد استفاده قرار دادند. رویکرد پیشنهادی آن‌ها، برای اوراق بهادار سرمایه‌گذاری شخصی، جنبه‌های قانونی و ترجیحات سرمایه‌گذار را به‌عنوان ورودی وارد مدل نموده و ریسک و بازده را به‌عنوان اهداف این مدل مورد بررسی قرار دادند. لیاگکوراس و متاکسیوتیس (۲۰۱۸) در پژوهش خود مدل بهینه‌سازی فمیانگی-واریانس فازی چند دوره‌ای را برای بهینه‌سازی پرتفوی با در نظر گرفتن هزینه معاملات مورد بررسی قرار دادند. در پژوهش آن‌ها، ریسک پرتفوی با استفاده از واریانس بازده فازی اندازه‌گیری شد و به حداکثر رساندن ثروت و به حداقل رساندن ریسک تجمعی اوراق بهادار در کل افق سرمایه‌گذاری، به‌عنوان دو هدف متناقض در پژوهش آن‌ها در نظر گرفته شد و از الگوریتم ژنتیک چندهدفه با مرتب‌سازی نامطلوب[۳] برای حل مدل توسعه داده‌شده استفاده کردند. کائوسیس (۲۰۱۹) در پژوهش خود، مدیریت سبد سهام با محدودیت‌های کاردینالیتی و کنترل برابری ریسک را با استفاده از بهینه‌سازی ذرات چند هدفه مورد بررسی قرار داد. کالیسی و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهش خود از ترکیب الگوریتم‌های بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها، بهینه‌سازی کلونی زنبورهای مصنوعی و الگوریتم ژنتیک به‌منظور حل مدل بهینه‌سازی پرتفوی استفاده کردند.

در داخل نیز پژوهش‌هایی پیرامون موضوع مورد بررسی با در نظر گرفتن رویکردهای متفاوت صورت گرفته است. شهبازی و دیده خانی (۱۳۹۵) در پژوهش خود از مدل برنامه‌ریزی چندهدفه فازی برای انتخاب پرتفوی با در نظر گرفتن محدودیت‌های واقعی استفاده نمودند. در این پژوهش، ضمن بررسی جامع ادبیات موضوع، مشکل بهینه‌سازی چندمنظوره پرتفوی‌های سرمایه‌گذاری در محیط فازی که نرخ بازده و نقدینگی از ویژگی‌های متغیر فازی است به بحث گذاشته شده است. نقدینگی و بازده فازی بر اساس تئوری احتمال و با میانگین احتمالی اندازه‌گیری شدند و ریسک بازار و ریسک نقدینگی برحسب نیمه واریانس احتمالی اندازه‌گیری شد سپس به‌منظور حل مدل موردنظر از الگوریتم ژنتیک استفاده شد. موسوی جهرمی و همکاران (۱۳۹۵)، در پژوهش خود به

بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذاری بانک سپه با استفاده از مدل ترکیبی مارکوویتز و گارچ چند متغیره پرداختند. حیدرپور و رضایی (۱۳۹۵)، در پژوهش خود بهینه‌سازی پرتفوی شرکت‌های سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از کمپ ایکس[۴] را مورد بررسی قرار دادند. بهنامیان و مشرفی (۱۳۹۶) در پژوهش خود به ارائه الگوریتم ترکیبی برای بهینه‌سازی چندهدفه سبد سهام به‌وسیله برنامه‌ریزی فازی پرداختند. در این پژوهش با در نظر گرفتن مفاهیم فازی در بحث بهینه‌سازی سبد سهام، عدم قطعیت موجود در این مسئله مدل‌سازی شد. در ادامه با استفاده از روش بونیسون اولویت بین هر یک از سهام مشخص شد تا از آشفتگی در تصمیم‌گیری کاسته شود و درنهایت با ارائه نیز به دلیل پیچیدگی موجود در مسئله، الگوریتم ترکیبی بر پایه الگوریتم‌های جستجوی همسایگی متغیر و ژنتیک، ارائه و برای اعتبارسنجی با سایر الگوریتم‌های حل مقایسه شد. راعی و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهش خود به بررسی کارایی بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از الگوی ترکیبی حداقل واریانس و N/1 پرداختند. در این پژوهش، برای ارزیابی عملکرد سبد سرمایه‌گذاری حاصل از الگوهای پژوهش از معیارهایی مانند شارپ، ترینر، مودیلیانی ـ مودیلیانی، اطلاعات و سورتینو و درنهایت از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره تاپسیس برای رتبه‌بندی الگوهای پژوهش استفاده شد. محبی و نجفی (۱۳۹۷)، در پژوهش خود بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای با رویکرد برنامه‌ریزی پویا را مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش علاوه بر در نظر گرفتن افق چند دوره‌ای و هزینه معاملاتی، از قدر مطلق انحراف از میانگین به‌عنوان سنجه ریسک استفاده شده و محدودیت‌های نقدینگی، کاردینالیتی، آستانه و کلاس نیز در مدل لحاظ گردیده و همچنین عدم قطعیت داده‌ها نیز با استفاده از ابزار درخت سناریو مدل‌سازی شده است. غریب و کوشا (۱۳۹۸) بهینه‌سازی سبد مشتریان بانک انصار در گروه بانکداری خرد با استفاده از الگوریتم ژنتیک را مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش، جهت بهینه‌سازی سبد تسهیلات مشتریان خرد بانک انصار از سه مدل برنامه‌ریزی غیرخطی (دو تابع هدفه و تک تابع هدفه) و مدل آرمانی استفاده شد. سینا و فلاح شمس

(۱۳۹۸) در پژوهش خود بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با رویکرد نظریه ارزش فرین در بورس اوراق بهادار تهران را مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش از نظریه ارزش فرین برای سنجش ریسک سرمایه‌گذاری به‌عنوان یکی از جدیدترین سنجه‌های ارزش در معرض ریسک استفاده شد. نتایج پژوهش حاکی از آن بود که تشکیل سبد سهام بهینه، با استفاده از نظریه ارزش فرین تفاوت چندانی با مدل میانگین – واریانس مارکویتز ندارد.

فرضیات غیرواقعی پیرامون رفتار بازار، عدم برخورداری از ابزار مناسب جهت پیش‌بینی عملکرد دارایی‌های مالی و نادیده گرفتن عواملی مانند هزینه‌های معاملات و نقد شوندگی پرتفوی از جمله مواردی است که سبب پیدایش خلأ میان مدل‌های علمی بهینه‌سازی پرتفوی و آنچه سرمایه‌گذاران در بازارهای واقعی به آن نیاز دارند شده است. ازیک‌طرف حجم قابل‌توجهی از ادبیات موضوع فرضیه بازار کارا را زیر سؤال می‌برد و از طرف دیگر مدارک و شواهد موجود در ادبیات نشان می‌دهد که سرمایه‌گذاران همیشه منطقی رفتار نمی‌کنند. ازاین‌رو، استفاده از تحلیل تکنیکال برای پیش‌بینی کارایی دارایی‌های مالی می‌تواند سبب بهبود عملکرد پرتفوی شود. با بررسی ادبیات موضوع می‌توان بیان کرد که جای خالیِ یک مدل کاربردی که به تئوری نوین پرتفوی اجازه دهد با تحلیل تکنیکال ترکیب شود وجود دارد. ازاین‌رو، پژوهش حاضر در یک محیط فازی فرآیند ذهنی استدلال و استنتاجی که تحلیل‌گران تکنیکال برای تحلیل وضعیت دارایی‌های مالی مورد استفاده قرار می‌دهند را به‌وسیله یک هوش مصنوعی شبیه‌سازی می‌کند. به‌این‌ترتیب، درجه امکان ارزان بودن یا گران بودن هر یک از دارایی‌ها تعیین می‌شود. سپس یک مدل بهینه‌سازی بر اساس نتایج به‌دست‌آمده و با توجه به ترجیحات شرکت سرمایه‌گذار، با در نظر گرفتن نرخ بازده بدون ریسک (نرخ بهره بانکی)، میزان نقد شوندگی و آنتروپی پرتفوی و هزینه معاملات، پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار را به‌روزرسانی می‌کند. سرانجام، یک الگوریتم ژنتیک این مدل را برای تعداد بسیار زیاد متغیر می سنجد. بنابراین می توان نوآوری این پژوهش عبارت است از: طراحی یک استراتژی سرمایه‌گذاری برای مدیریت بهینه سرمایه بانک در بازارهای مالی، توسعه مدلی برای

بهینه‌سازی پرتفوی سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذار که نسبت به وضعیت تکنیکال دارایی‌های مالی حساس است و میزان این حساسیت نیز انعطاف‌پذیر و قابل تنظیم است (با توجه به بازار هدف)، توانایی پردازش تعداد بسیار زیادی از دارایی‌های مالی (متغیرهای تصمیم) و کاهش وابستگی مدل به داده‌های خام بازار های مالی با وارد کردن داده‌هایی که بر اساس تحلیل تکنیکال توسط هوش مصنوعی پردازش شده است.

مدل ارایه شده در این طرح تحقیقاتی نمونه‌ی مشابهی در ادبیات موضوع نداشته و جنبه‌های نوآوری فراوانی دارد. برخی از این جنبه‌هاعبارت است از:

حذف فرضیات غیرواقعی تئوری پرتفوی شامل "فرضیه بازار کارا " و "عقلانیت مطلق سرمایه‌گذاران " در جهت بهبود عمل‌کرد پرتفوی.

شبیه‌سازی فرآیند استدلال و استنتاج تحلیل‌گران تکنیکال در یک محیط فازی با هدف پیش‌بینی وضعیت دارایی‌های مالی.

توسعه یک مدل بهینه‌سازی پرتفوی حساس به وضعیت تکنیکال دارایی‌های مالی.

کاهش وابستگی مدل به داده‌های تاریخیِ ساده با وارد کردن داده‌هایی که بر اساس تحلیل تکنیکال پردازش شده است.

درنظر گرفتن شرایط سرمایه‌گذاری از قبیل خصوصیات سرمایه‌گذار، هزینه‌های خرید و فروش دارایی‌ها، نرخ بازده بدون ریسک و نقدشوندگی پرتفوی که موجب نزدیک شدن مدل به شرایط واقعی بازارهای مالی شده است.

توسعه الگوریتم ژنتیک برای حل مدل که قابلیت پردازش دارایی‌های مالی در ابعاد گسترده رافراهم کرده است.

روش شناسی پژوهش

پژوهش پیش رو از نظر هدف کاربردی بوده که به دنبال بهینه سازی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار می باشد. همچنین با توجه به اینکه در تحقیق حاضر از مدل ریاضی، مدلسازی، هوش مصنوعی و ... بهره گرفته شده و بهینه سازی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار را با مدل پیشنهادی مورد ارزیابی قرار میدهد، لذا از نوع تحقیقات کمی و توصیفی میباشد.

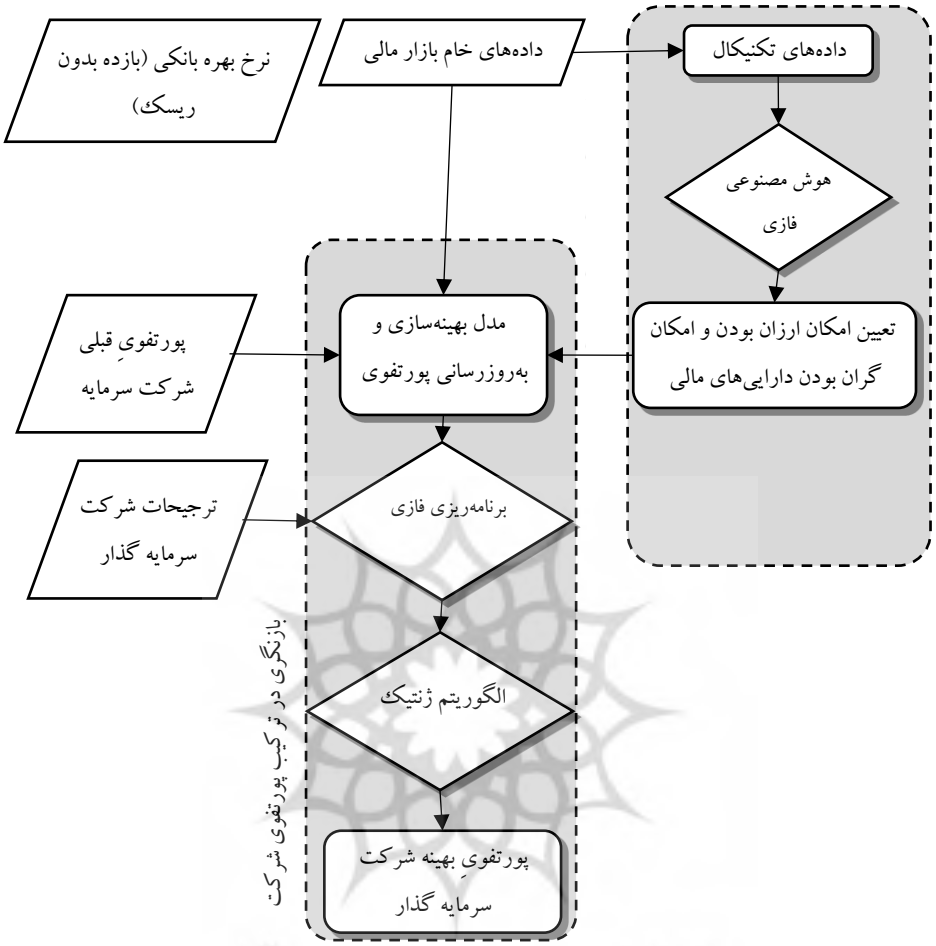
هدف اول این پژوهش، توسعه یک هوش مصنوعی فازی است که بتواند بازده آتی دارایی های مالی (مثل سهام شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار، ارزهای بازار فارکس، اُنسِ طلا، قراردادهای آتی و غیره) را پیش بینی کند. این هوش مصنوعی که با استفاده از زبان برنامه نویسی ویژوال بیسیک کاربردی[1] و در محیط نرم افزار اکسل طراحی می شود فرآیند ذهنی استدلال و استنتاج تحلیل گران تکنیکال[2] را برای پیش بینی وضعیت آتیِ دارایی های مالی در یک محیط فازی شبیه سازی می کند. مقصود از این کار تعیین امکان ارزان بودن و امکان گران بودن هر یک از دارایی های مالی مورد نظر شرکت سرمایه‌گذار برای سرمایه‌گذاری است. هدف بعدی، ارایه یک مدل ریاضی برای بهینه سازی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار بر اساس نتایج به دست آمده از تحلیل های هوش مصنوعی است. این مدل با در نظر گرفتن میزان ریسک پذیری شرکت سرمایه‌گذار و نرخ بازده دارایی بدون ریسک (نرخ بهره بدون ریسک بانکی) پرتفوی سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذار را به نحوی مدیریت می کند که در هر دوره سرمایه‌گذاری از بالاترین پتانسیل رشد و کمترین ریسک ممکن برخوردار باشد. میزان آنتروپی و نقدشوندگی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار، هزینه خرید و فروش دارایی های مالی و برخی محدودیت های کاربردی[3] از جمله حداقل و حداکثر تعداد سهام موجود در پرتفوی و حداکثر و حداقل وزن هر سهم[4] انتخاب شده در پرتفوی از دیگر مواردی است که مدل ارایه شده در این پژوهش برای هم خوانی و هماهنگی با شرایط واقعی بازارهای مالی مورد توجه قرار می دهد. هدف سوم در پژوهش حاضر عبارت است از توسعه یک روش برنامه ریزی فازی[5] که امکان حل مدل ارایه شده را با در نظر گرفتن شرایط و خواسته های شرکت سرمایه‌گذار فراهم کند. طبیعی است که میزان ریسک پذیری و هم چنین طول دوره مدنظر برای سرمایه‌گذاری از جمله مهم ترین ترجیحات شرکت سرمایه‌گذار است که مدل ارایه

1. Visual Basic for Applications(VBA)
2. Technical Analysts
3. Cardinality Constraints
4. Bounds on Holdings
5. Fuzzy Programming

شده باید نسبت به آن ها حساسیت نشان دهد. لحاظ کردن همه این موارد مدل ارایه شده را از نظر حل ریاضی دچار پیچیدگی محاسباتی خواهد کرد. برخورداری از یک تابع هدف غیرخطی[1] جهت کمینه سازی ریسک پرتفوی، تعداد بسیار زیاد متغیرهای تصمیم در مسئله و وجود متغیرهای عدد صحیح[2] در مدل تنها برخی از مواردی است که به‌طور طبیعی این پیچیدگی را در پی خواهد داشت. از این رو، توسعه یک الگوریتم تکاملی[3] از نوع الگوریتم‌های ژنتیک[4] برای حل مدل ارایه شده چهارمین هدفی است که پژوهش پیش‌رو برای خود در نظر گرفته است. ناگفته نماند که توسعه این الگوریتم در محیط نرم‌افزار متلب صورت می‌پذیرد. پژوهش حاضر به دنبال این است که مدلی کاربردی و کارآمد جهت بهینه‌سازی فرآیند سرمایه‌گذاری ارایه کند نه اینکه فقط روی کاغذ و در حوزه تئوری عمل کند. از این رو، پنجمین و آخرین هدف پژوهش حاضر عبارت است از قرار دادن مدل ارایه شده در بوته آزمایش جهت ارزیابی عملکرد و اعتبارسنجی آن. از این رو در بخش پایانی، پژوهش حاضر مدل پیشنهادی خود را در شرایط واقعی بازار بورس اوراق بهادار تهران محک خواهد زد.شکل ۱، چارچوب کلی این پژوهش را تشریح می کند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Non-Linear
2. Integer
3. Evaluation Algorithms
4. Genetic Algorithms



شکل ۱: چارچوب کلی پژوهش

لازم به توضیح است که در این پژوهش منظور از داراییِ ارزان، دارایی است که قیمت آن نسبت به ارزش ذاتیِ[1] آن پائین‌تر است. دارایی گران نیز دارایی است که قیمت آن در بازار از ارزش واقعی آن بالاتر رفته است؛ بنابراین، طبیعی است که همواره دارایی‌های ارزان برای خرید و دارایی‌های گران برای فروش مناسب خواهند بود. به این ترتیب ارزان قیمت بودنِ یک دارایی در مفهوم پایین بودن قیمت آن نسبت به دارایی‌های دیگر به‌کار نمی‌رود

1. Intrinsic Value

بلکه مفاهیم ارزان و گران در مقایسهٔ قیمتِ یک دارایی با ارزشِ ذاتیِ خودش مطرح می‌شوند. از آنجا که شرایط و موقعیت‌های اقتصادی مدام در حال تغییر است هماهنگ‌سازی ترکیبِ پرتفوی شرکت با این تغییرات می‌تواند موجب افزایش مطلوبیت مورد انتظار شرکت شود. از طرف دیگر، نوسان‌های بازار سبب پیدایش موقعیت‌های مناسبی برای سرمایه‌گذاری می‌شود. تحلیل‌گران تکنیکال در بازارهای مالی می‌توانند چنین موقعیت‌های را شناسایی کنند؛ بنابراین، استراتژی پیشنهادیِ این پژوهش افق سرمایه‌گذاری شرکت را به زیردوره‌های کوتاه‌تری تقسیم می‌کند، در ابتدای هر زیردوره بهترین موقعیت‌ها را با استفاده از تحلیل تکنیکال شناسایی کرده و پورتفو را به‌روز رسانی می‌کند. هوش مصنوعی فازی ارایه شده وظیفه تحلیل و پیش‌بینی عملکرد دارایی‌های مالی را در ابتدای هر زیردوره به عهده دارد. مدل ریاضی، برنامه‌ریزی فازی و الگوریتم ژنتیک ارایه شده نیز بر اساس نتایج به‌دست آمده از تحلیل‌های هوش مصنوعی، پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار را به‌روزرسانی می‌کنند. به بیان دقیق‌تر، هوش مصنوعی درجه امکان ارزان بودن و گران بودن هر یک از دارایی‌ها را محاسبه می‌کند. سپس، مدل ریاضی، برنامه‌ریزی فازی و الگوریتم ژنتیک بر اساس درجه امکان‌های به‌دست آمده و با در نظر گرفتن ترجیحات شرکت سرمایه‌گذار، میزان نقدشوندگی پرتفوی، هزینه‌های معاملات و نرخ بهره بانکی، پرتفوی شرکت را به‌روز رسانی می‌کنند.

هوش مصنوعی فازی، تحلیل‌گر دارایی‌های مالی

این پژوهش یک هوش مصنوعی فازی تحت عنوان فیتاس[1] برای تحلیل و پیش‌بینی کارایی احتمالی دارایی‌های مالی طراحی می‌کند. در حقیقت، فیتاس فرآیند ذهنی استدلال و استنتاجی که تحلیل‌گران تکنیکال در بازارهای مالی برای تحلیل دارایی‌های مالی مورد استفاده قرار می‌دهند را شبیه‌سازی می‌کند. این تحلیل‌گران بر اساس نمودارهای تکنیکال وضعیت آتی دارایی مالی مربوطه را مورد قضاوت قرار داده و پیش‌بینی می‌کنند. فیتاس نیز

1. Fuzzy Intelligent Technical Analyzing System(FITAS)

همین کار را انجام می‌دهد. فیتاس داده‌های مربوط به حجم معاملات و قیمت پایانی دارایی‌های مالی را دریافت کرده و داده‌های تکنیکال را محاسبه می‌کند. سپس برای هر داراییِ یک درجه امکان ارزان بودن و یک درجه امکان گران بودن محاسبه می‌کند (ارتنلیس و کلیسی، ۲۰۱۸). هوش مصنوعی فیتاس به زبان ویژوال بیسیک کاربردی کدنویسی و در محیط نرم‌افزار اکسل پیاده‌سازی می‌شود. از این رو، در این بخش روند کلی این روش به صورت گام به گام بیان شده و سپس جزئیات اجرای هر گام تشریح می‌شود.

فرض کنید در کل تعداد n دارایی مالی وجود دارد که شرکت سرمایه‌گذار می‌خواهد از میان آن‌ها یک پرتفوی بهینه برای سرمایه‌گذاری انتخاب کند. به طوری که مجموعه $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ دربرگیرنده n دارایی مالی مورد نظر شرکت سرمایه‌گذار باشد. به این ترتیب، فرآیند کلی طراحی فیتاس را می‌توان در شش گام به صورت زیر خلاصه کرد:

گام ۱: بر اساس تحلیل تکنیکال یک مجموعه معیار برای ارزیابی این دارایی‌ها تعریف کنید.

این مجموعه را $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ می‌نامیم.

گام ۲: با استفاده از روابط ریاضی تحلیل تکنیکال، یک یا چند کمّیت برای اندازه‌گیری هر یک از معیارها تعریف کنید. به این ترتیب، معیار$= (j$ $C_j, 1, 2, \dots, m)$ با یک مجموعه کمیّت $Q_j = \{Q_{j1}, Q_{j2}, \dots, Q_{jk_j}\}$ اندازه‌گیری خواهد شد.

گام ۳: برای هر یک از این کمیت‌ها یک تابع توزیع امکانِ هشدار ارزان بودن به صورت زیر تعریف کنید:

فرض کنید X_{jl} مجموعه جهانی مقادیر عددی کمیت $Q_{jl}(j = 1, 2, \dots, m, l = 1, 2, \dots, k_j)$ باشد. هم‌چنین فرض کنید $\mathrm{x_{jl}}$ متغیری است که در $\mathrm{X_{jl}}$ مقدار می‌گیرد و $\widetilde{\mathrm{U}}_{\mathrm{jl}}$ نیز مجموعه فازی مقادیر کمیت $\mathrm{Q_{jl}}$ است که ارزان

بودن دارایی مورد نظر را نشان می‌دهد. آن‌گاه، $\pi_{x_{jl}}$ عبارت است از درجهٔ امکان درستیِ گزارهٔ "x_{jl} هشدار ارزان بودن است".

به این ترتیب، برای معیار$C_j, (j = 1, 2, \dots, m)$ یک مجموعه $P_{x_j} = \{\pi_{x_{j1}}, \pi_{x_{j2}}, \dots, \pi_{x_{jk_j}}\}$ دربرگیرنده k_j تابع توزیع امکان وجود خواهد داشت.

گام ۴: یک تابع توزیع امکان مشترکِ[1] هشدار ارزان بودن مطابق با رابطه زیر برای هر یک از معیارها تعریف کنید:

$$\pi_{x_j} = \pi_{x_{j1},\dots,x_{jk_j}} = min_l\left(\pi_{x_{j1}}, \dots, \pi_{x_{jl}}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad l = 1, 2, \dots, k_j \qquad (1)$$

در رابطه ۱، π_{x_j} نشان‌دهنده تابع توزیع امکانِ k_j-تاییِ[2] هشدار ارزان بودن برای معیار $C_j, (j = 1, 2, \dots, m)$ است که در فضای کارتزین $X_{j1} \times \dots \times X_{jk_j}$ تعریف می‌شود.

گام ۵: درجه امکان ارزان بودن هر دارایی را با استفاده از رابطه ۲ محاسبه کنید:

$$\pi_{u_i} = \prod_{j=1}^{m} \pi_{x_j}, \quad i = 1, 2, \dots, n \qquad (۲)$$

در رابطه ۲، π_{u_i} بیان‌گر درجه امکان ارزان بودن دارایی $S_i, (i = 1, 2, \dots, n)$ است.

گام ۶: به طور مشابه، گام‌های ۳ تا ۵ را برای محاسبه درجه امکان گران بودن دارایی$S_i, (i = 1, 2, \dots, n)$ طی کنید تا π_{o_i} نیز به‌دست آید..

1. Joint possibility Distribution Function
2. k_j-ary Possibility Distribution Function

فیتاس داده‌های بازار مالی را در روابط ریاضی تحلیل تکنیکال (کمیت‌های تعریف شده) قرار داده و با طی شش گام بالا برای هر دارایی مالی یک درجه امکان ارزان بودن و یک درجه امکان گران بودن محاسبه می‌کند. این گام‌ها ساختار کلی روش هوش مصنوعی برای ارزیابی دارایی‌ها را بیان می‌کند.

مدل به روز رسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار

این بخش مدل ریاضی به‌روزرسانی پرتفوی که به صورت یک مدل برنامه‌ریزی چندهدفه غیرخطی[1] درجه دوم[2] مختلط[3] درآمده است را ارایه می‌کند. پیش از آن نمادهای به‌کار رفته در این مدل به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$S = \{S_1, S_2, \ldots, S_n\}$: مجموعه n دارایی ریسکی موجود برای سرمایه‌گذاری.

x_i : وزنِ دارایی i اُم در پرتفوی بعد از به‌روز رسانی.

x_i^0 : وزنِ دارایی i اُم در پرتفوی قبل از به‌روز رسانی.

x_i^b : وزنِ دارایی i اُم که سرمایه‌گذار باید خریداری کند.

x_i^s : وزنِ دارایی i اُم که سرمایه‌گذار باید بفروشد.

x_f : وزنِ دارایی بدون ریسک در پرتفوی.

r_f : نرخ بازده بدون ریسک (نرخ بهره بانکی).

r_i : نرخ بازده مورد انتظار دارایی i اُم.

σ_{ij} : کوواریانس دارایی‌های i اُم و j اُم.

I_i : عدم نقدشوندگی دارایی i اُم.

z_i : متغیر باینری[4] که در صورت انتخاب دارایی i اُم ۱، و اگرنه ۰ است.

l_i : حداقل وزن دارایی i اُم در پرتفوی درصورت انتخاب.

u_i: حداکثر وزن دارایی i اُم در پرتفوی.

---

1. Multi-Objective Non-Linear Programming
2. Quadratic
3. Mixed-Integer
4. Binary Variable

m: حداقل تعداد دارایی‌های ریسکی در پرتفوی.

M : حداکثر تعداد دارایی‌های ریسکی در پرتفوی.

C_i^b: هزینه خرید دارایی‌های ریسکی.

C_i^s: هزینه فروش دارایی‌های ریسکی.

مدل به‌روز رسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار

$$\text{Max} \quad M(x) = \sum_{i \in S} x_i r_i + x_f r_f \tag{3}$$

$$\text{Min} \quad V(x) = \sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_i x_j \sigma_{ij} \tag{4}$$

$$\text{Max} \quad U(x) = \sum_{i \in S} x_i \pi_{u_i} \tag{5}$$

$$\text{Min} \quad O(x) = \sum_{i \in S} x_i \pi_{o_i} \tag{6}$$

$$\text{Min} \quad I(x) = \sum_{i \in S} x_i I_i \tag{7}$$

$$\text{Max} \quad E(x) = -\sum_{i \in S} x_i \log(x_i) \tag{8}$$

$$\text{Min} \quad C(x) = \sum_{i \in S} (x_i^b C_i^b + x_i^s C_i^s) \tag{9}$$

s. t.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

$$\sum_{i\in S} x_i + \sum_{i\in S} (x_i^b C_i^b + x_i^s C_i^s) \leq 1 \quad (10)$$

$$x_f = 1 - \sum_{i\in S} x_i - \sum_{i\in S} (x_i^b C_i^b + x_i^s C_i^s) \quad (11)$$

$$m \leq \sum_{i\in S} z_i \leq M \quad (12)$$

$$z_i l_i \leq x_i \leq z_i u_i, \quad i \in S \quad (13)$$

$$x_i = x_i^0 + x_i^b - x_i^s, \quad i \in S \quad (14)$$

$$x_i^b, x_i^s \geq 0, \quad x_i^s \leq x_i^0, \quad z_i \in \{0, 1\}, \quad i \in S \quad (15)$$

در این مدل هفت تابع هدف مختلف با یکدیگر رقابت می‌کنند که عبارت‌اند از: بیشینه‌سازیِ بازده مورد انتظار پرتفوی $M(x)$، کمینه‌سازیِ واریانس پرتفوی $V(x)$، بیشینه‌سازیِ امکانِ ارزان بودن پرتفوی $U(x)$ و کمینه‌سازیِ امکانِ گران بودن آن $O(x)$، بیشینه‌سازی آنتروپی پرتفوی $E(x)$، کمینه‌سازی هزینه‌های معاملات $C(x)$ و کمینه‌سازی عدم‌نقدشوندگی پرتفوی $I(x)$.

محدودیت (۱۰) در واقع محدودیت بودجه است. مطابق با این محدودیت هزینه‌های معاملات از کل بودجه کسر شده و مابقی یا روی دارایی‌های ریسکی سرمایه‌گذاری می‌شود یا مطابق با محدودیت (۱۱) به دارایی بدون ریسک اختصاص می‌یابد. محدودیت (۱۲) تعداد دارایی‌های درون پرتفوی را کنترل می‌کند. محدودیت (۱۳)

حدّ بالا و حدّ پایین وزن دارایی‌های انتخاب‌شده در پرتفوی را مشخص می‌کند. محدودیت (۱۴) نشان می‌دهد که وزن دارایی ریسکی در پرتفوی از طریق تجدیدنظر در مقدار قبلی آن (x^0) با خرید (x^b) و یا فروش (x^s) به‌روزرسانی می‌شود. محدودیت (۱۵) نیز از منفی شدن وزن دارایی‌ها در پرتفوی جلوگیری می‌کند (این مدل اجازه فروش استقراضی دارایی‌ها را نمی‌دهد). علاوه بر این، فرض می‌شود که سرمایه‌گذار برای خریدوفروش داراییِ بدون ریسک نیازی به پرداخت هزینه معاملات ندارد.

بیشتر مدل‌های بهینه‌سازی پرتفوی یا هزینه‌های معاملات را نادیده گرفته‌اند یا آن را به‌عنوان جریمه‌ای برای بازده در نظر گرفته‌اند. اما هیچ‌یک از این دو حالت، واقعیتِ موجود در بازارها را مدل نمی‌کند. مدل ارائه‌شده در این پژوهش، هزینه معاملات را با نرخ‌های متفاوتی برای خریدوفروش دارایی‌ها در نظر می‌گیرد و فرض می‌کند که این هزینه‌ها در ابتدای دوره سرمایه‌گذاری پرداخت می‌شود (مطابقِ شرایط واقعی بازار).

برای نزدیک‌تر شدن به واقعیت، مدل ارائه‌شده پرتفوی را در حضور یک دارایی بدون ریسک بهینه‌سازی می‌کند. علاوه بر این، محدودیت‌هایی برای تعیین حداقل و حداکثر وزن هر دارایی و حداقل و حداکثر تعداد دارایی‌ها در پرتفوی لحاظ شده‌اند. این محدودیت‌ها بسیار کاربردی است و برای انتخاب یک پرتفوی متنوع ضروری خواهد بود. علاوه بر این، امکانات و کنترل بیشتری در اختیار مدیریت پرتفوی قرار می‌دهند.

ناگفته نمانَد که علاوه بر محدودیت‌های لحاظ شده، $x_i^b . x_i^s = 0$ نیز به‌طور طبیعی باید مورد توجه قرار گیرد؛ زیرا خریدوفروش هم‌زمان یک دارایی مالی باعث بالا رفتن بی‌دلیلِ هزینه‌های معاملات می‌شود. ازاین‌رو، چنین حالتی هیچ‌گاه بهینه نخواهد بود (چن و همکاران، ۲۰۱۲). بااین‌وجود، میشل و بران[1] (۲۰۰۴) نشان می‌دهند که این محدودیت در حضور یک دارایی بدون ریسک قابل حذف خواهد بود. بنابراین، پژوهش حاضر در جهت کاهش پیچیدگی مدل از این محدودیت صرف‌نظر می‌کند.

برنامه‌ریزی فازی به‌روزرسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار

1. Mitchell and Braun

بر اساس روش زیمرمن (۱۹۷۸)، یک تابع عضویت برای هرکدام از تابع‌های هدف تعریف می‌شود. تابع عضویت هر هدف بر مبنای جواب‌های ایده‌آل[1] و ضد ایده‌آل[2] آن هدف محاسبه می‌شود. جواب ایده‌آل، بهترین مقدار ممکن برای هر هدف با توجه به محدودیت‌های مسئله است. جواب ضدّ ایده‌آل نیز با قرار دادن جواب‌های ایده‌آل سایر اهداف در تابع هدف تعیین می‌شود. طبیعی است که نامطلوب‌ترین مقدار به‌دست‌آمده برای هر هدف به‌عنوان جواب ضد ایده‌آل در نظر گرفته می‌شود. این جواب‌ها با حل مدل به‌روزرسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار با در نظر گرفتن یک هدف در هر بار حل مدل و تشکیل جدول بهره‌وری به دست می‌آید. با به‌کارگیری این روش، مدل چندهدفه به‌روزرسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار به مدل تک‌هدفه برنامه‌ریزی فازیِ به‌روزرسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار تبدیل می‌شود. در این مدل M_u، V_u، C_u، U_u، O_u، I_u و E_u به ترتیب مقادیر ایده‌آلِ بازده، ریسک، هزینه‌های معاملات، امکانِ ارزان بودن و امکانِ گران بودنِ پرتفوی، عدم‌نقدشوندگی و آنتروپی پرتفوی را نشان می‌دهد. به‌طور مشابه M_l، V_l، C_l، U_l، O_l، I_l و E_l نیز مقادیر ضدّ ایده‌آل همین اهداف است. فازی کردن توابع هدف باعث هم مقیاس شدن آن‌ها شده و امکان وزن دهی به این توابع را فراهم می‌کند. به‌این‌ترتیب شرکت سرمایه‌گذار می‌تواند خواسته‌ها و سلایق خاص خود را از طریق وزن دهی به اهداف مدل مشخص کند(ارتنلیس و کلیسی، ۲۰۱۸).

مدل برنامه‌ریزی فازیِ به‌روزرسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار.

$$\text{Max } F = w_M\mu_M(x) + w_I\mu_I(x) + w_C\mu_C(x) + \frac{w_F}{2}\mu_U(x) + \frac{w_F}{2}\mu_O(x) + \frac{4w_S}{5}\mu_V(x) + \frac{w_S}{5}\mu_E(x) \quad (16)$$

s. t.

1. Ideal solution (Utopia value)
2. Anti-ideal solution

$$\mu_M(x) = \left(\frac{M(x) - M_l}{M_u - M_l}\right) \quad (17)$$

$$\mu_U(x) = \left(\frac{U(x) - U_l}{U_u - U_l}\right) \quad (18)$$

$$\mu_O(x) = \left(\frac{O(x) - O_l}{O_u - O_l}\right) \quad (19)$$

$$\mu_I(x) = \left(\frac{I(x) - I_l}{I_u - I_l}\right) \quad (20)$$

$$\mu_V(x) = \left(\frac{V(x) - V_l}{V_u - V_l}\right) \quad (21)$$

$$\mu_E(x) = \left(\frac{E(x) - E_l}{E_u - E_l}\right) \quad (22)$$

$$\mu_C(x) = \left(\frac{C(x) - C_l}{C_u - C_l}\right) \quad (23)$$

$$M(x) = \sum_{i \in S} x_i r_i + x_f r_f \quad (24)$$

$$U(x) = \sum_{i \in S} x_i \pi_{u_i} \quad (25)$$

$$O(x) = \sum_{i \in S} x_i \pi_{o_i} \quad (26)$$

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

$$I(x) = \sum_{i \in S} x_i I_i \quad (27)$$

$$V(x) = \sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_i x_j \sigma_{ij} \quad (28)$$

$$E(x) = -\sum_{i \in S} x_i \log(x_i) \quad (29)$$

$$C(x) = \sum_{i \in S} (x_i^b C_i^b + x_i^s C_i^s) \quad (30)$$

$$w_M + w_F + w_S + w_I + w_C = 1 \quad (31)$$

w_M وزن تابع هدفِ بازده است که بر مبنای داده‌های مربوط به بازده تاریخی دارایی‌ها محاسبه می‌شود. w_F نیز وزن دو هدفِ امکان ارزان بودن و گران بودن پرتفوی است که بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از تحلیل تکنیکال توسط هوش مصنوعی فیتاس محاسبه شده‌اند. این سه هدف در کنار یکدیگر تلاش می‌کنند بازده آتی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار را افزایش دهند. ازاین‌رو، مجموع w_M و w_F بیان‌گر میزان تمایل شرکت سرمایه‌گذار به کسب بازده بالاتر است.

از سوی دیگر، w_S بین دو هدف مربوط به واریانس و آنتروپی پرتفوی تقسیم شده است و در مجموع میزان ریسک گریزی[1] شرکت سرمایه‌گذار را نشان می‌دهد. w_I نیز وزن تابع هدف عدم‌نقدشوندگی است و میزان تمایل شرکت سرمایه‌گذار به برخورداری از یک پرتفوی نقد شونده را نشان می‌دهد. بنابراین درصورتی‌که شرکت سرمایه‌گذار ریسک‌پذیر باشد و بخواهد بازده بالا کسب کند مقادیر w_M و w_F افزایش یافته و مقادیر w_S و w_I کاهش پیدا می‌کنند. به‌طور مشابه، اگر شرکت سرمایه‌گذار بخواهد یک

1. Risk-Aversion Parameter

استراتژی محافظه‌کارانه را در پیش گیرد مقادیر W_M و W_F کاهش و W_S و W_I افزایش پیدا می‌کنند. W_C نیز وزن مربوط به هدف هزینه‌های معاملات است که بر اساس پارامتر هزینه گریزی[1] شرکت سرمایه‌گذار تعیین می‌شود. در پایان، محدودیت (۳۱) اطمینان حاصل می‌کند که مجموع وزن تابع‌های هدف برابرِ ۱ باشد. به‌این‌ترتیب، شرکت سرمایه‌گذار قادر خواهد بود بر اساس شرایط و تمایلات خود نوعِ وزن دهی به اهداف را تعیین کند. با این کار انتظار می‌رود پرتفوی پیشنهادی مدل با خواسته‌های شرکت سرمایه‌گذار هماهنگ و هم‌جهت باشد.

لازم به توضیح است که W_F میزان حساسیت مدل را به نتایج تحلیل‌های تکنیکال فیتاس تعیین می‌کند. به‌طورکلی، بیشتر کردن W_F موجب افزایش تأثیر پیش‌بینی‌های فیتاس در ترکیب پرتفوی بهینه می‌شود. از طرف دیگر، تابع هدف $M(x)$ عملکرد آتیِ دارایی‌ها را بر اساس عملکرد گذشته آن‌ها تخمین می‌زند. ازاین‌رو، افزایش مقدار W_M موجب افزایش اثرگذاریِ عملکرد تاریخی دارایی‌ها بر ترکیب پرتفوی بهینه خواهد شد.

به‌طورکلی تحلیل تکنیکال در دوره‌های سرمایه‌گذاری کوتاه‌تر، قدرت پیش‌بینی و سودآوری بیشتری دارد. از طرف دیگر، میزان کارایی تحلیل‌های تکنیکال در بازارهای مختلف نیز متفاوت است (منخوف، ۲۰۱۰). همان‌طور که درجه کارایی بازارهای مختلف نیز با یکدیگر متفاوت است. ازاین‌رو، مقادیر W_F و W_M با توجه به طول دوره‌های به‌روزرسانی پرتفوی و هم‌چنین بسته به بازار هدف تعیین می‌شود. هرچه بازار هدف کاراتر باشد و طول زیر دوره‌های به‌روزرسانی بلندتر باشد، W_F مقدار کمتری می‌گیرد و برعکس.

الگوریتم ژنتیک

مدل به‌روزرسانی پرتفوی به‌صورت یک مسئله برنامه‌ریزی ریاضی غیرخطیِ درجه دومِ مختلط با اعداد صحیح درآمده است. طبیعی است که حل چنین مدلی با این سطح از

1. Cost-aversion Parameter

پیچیدگیِ محاسباتی از عهده همه روش‌های استاندارد خارج است. همین‌طور، نرم‌افزارهای مورداستفاده در حل مسائل برنامه‌ریزی درجه دومِ استاندارد (مثل لینگو و گمز) نیز توان محاسباتیِ کافی جهت یافتن پاسخ قطعی یا تقریبی برای چنین مدلی را ندارند. ازاین‌رو، این بخش از پژوهش به طراحی و توسعه یک الگوریتم ژنتیک برای مدل به‌روزرسانی پرتفوی اختصاص می‌یابد.

یافتن جواب‌های ایده‌آل و ضدایده‌آلِ توابع هدف برای حل مدل ضروری است. ازاین‌رو، برای به‌روزرسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار، دو الگوریتم ژنتیک مجزا طراحی شده است. الگوریتم اول وظیفه‌ی محاسبه جدول بهره‌وری را به عهده می‌گیرد. الگوریتم دوم نیز جواب‌های ایده‌آل و ضدایده‌آل را از جدول بهره‌وری که قبلاً توسط الگوریتم اول محاسبه شده است برداشته و پرتفوی بهینه را شناسایی می‌کند. به‌طورکلی هر دو الگوریتم، پرتفوی را به‌صورت کروموزومی در نظر می‌گیرند که هر ژن از آن بیان‌گر وزن یک دارایی ریسکیِ خاص در پرتفوی است. به‌این‌ترتیب، طبیعی است که تعداد کل ژن‌های موجود در کروموزوم برابر است با تعداد کل دارایی‌های ریسکیِ موجود برای سرمایه‌گذاری (n). هم‌چنین، شرط توقف برای هر دو الگوریتم سپری کردن تعداد تکرارهای مشخصی است که از پیش تعیین شده است. الگوریتم اول جهت محاسبه جدول بهره‌وری، پنج بار مدل را حل می‌کند. به‌طوری‌که هر بار تنها یکی از توابع هدفِ امکان ارزان بودن، امکان گران بودن، واریانس، بازده و عدم‌نقدشوندگی پرتفوی را به‌عنوان تابع برازش در نظر می‌گیرد و بهترین کروموزوم (جواب ایده‌آل) مختص به هر تابع را پیدا می‌کند. پس از محاسبه هر جواب ایده‌آل، مقدار برازش سایر توابع هدف را برای آن جواب محاسبه کرده و نتایج را در جدول بهره‌وری قرار می‌دهد. پس از اتمام فرآیند ساخت جدول بهره‌وری توسط الگوریتم اول، الگوریتم دوم وارد عمل شده و تابع برازش اصلی مسئله (تابع هدف مدل برنامه‌ریزی فازیِ به‌روز رسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار) را با داشتن وزن‌ها و جواب‌های ایده‌آل و ضدایده‌آل توابع هدف محاسبه کرده و نسل به نسل مقدار آن را بهبود می‌دهد.الگوریتم‌های طراحی شده در نرم‌افزار متلب و به‌صورت

بلوک بلوک[1] کد نویسی می‌شوند. به‌این‌ترتیب الگوریتم ژنتیک در هر مرحله بلوک موردنیاز خود را فراخوانی کرده و از خروجی آن استفاده می‌کند. یکی از این بلوک‌ها مربوط به ساخت مدل[2] است. این بلوک در واقع وظیفه تعیین پارامترهای ثابت مدل را بر عهده دارد. این بلوک قسمتی از این پارامترها را از مدیر پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار و بخش دیگر را از هوش مصنوعی فیتاس دریافت می‌کند. پارامترهای مدل که توسط کاربر (مدیر پرتفوی) در این بلوک مقداردهی می‌شوند عبارت‌اند از: m، M، l، u، Rf، Cb و Cs. به‌علاوه، این بلوک پارامترهایی نظیر درجه امکان ارزان بودن و گران بودن، بازده تاریخی دارایی‌ها، ماتریس کوواریانس و میزان عدم‌نقدشوندگی دارایی‌ها که توسط فیتاس محاسبه شده و در فایل اکسل ذخیره خواهند شد را نیز می‌خواند.

بلوک ساخت جواب تصادفیِ[3] قابل‌قبول[4] برای مسئله نیز یکی دیگر از بلوک‌های الگوریتم است. این بلوک به نحوی طراحی شده که می‌تواند هر جواب تصادفی (کروموزوم) را طوری بسازد که الف) هر کروموزوم (پرتفوی) دارای تعداد n ژن (دارایی مالی) باشد. ب) تعداد ژن‌های غیر صفر در هر کروموزوم، بزرگ‌تر از m و کوچک‌تر از M باشد. ج) مقدار عددیِ هر ژنِ غیر صفر از ۱ بزرگ‌تر و از u کوچک‌تر باشد. د) مجموع مقادیر همه ژن‌ها به‌علاوه‌ی مقدار دارایی بدون ریسک همواره کوچک‌تر یا مساوی یک باشد.

الگوریتم ژنتیک برای انتخاب والدین جهت عمل ترکیب می‌تواند از هرکدام از روش‌های انتخابِ تصادفی، انتخاب بر اساس شایستگی و انتخابِ رقابتی استفاده کند. در حقیقت، الگوریتم پیش از شروع به کار از کاربر سؤال می‌کند که کدام‌یک از این روش‌ها را مدنظر دارد. دو بلوک برای عملگرهای انتخاب طراحی شده است: یکی برای انتخاب بر اساس شایستگی و دیگری جهت انجام انتخاب رقابتی. روش انتخاب تصادفی نیازمند طراحی بلوک جدیدی نیست؛ زیرا خودِ الگوریتم طوری کد نویسی شده که در صورت

1. Block
2. Create Model
3. Create Random Solution
4. Feasible

تمایلِ کاربر به استفاده از روش تصادفی، این کار را انجام دهد. الگوریتم در روش انتخاب بر اساس شایستگی پارامتر فشار انتخاب[1] را که با β نمایش داده می‌شود، مورد توجه قرار می‌دهد. به‌این‌ترتیب که اگر $\beta = 0$ باشد همه اعضای جمعیت شانس یکسانی برای انتخاب شدن دارند و اگر $\beta = \infty$ باشد فقط تنها عضوی که بیشترین برازش را داشته باشد انتخاب می‌شود. به‌بیان‌دیگر، هر چه β بیشتر باشد، الگوریتم هنگام انتخاب والدین میزان برازش آن‌ها را بیشتر مورد توجه قرار می‌دهد. برای تعیین میزان β یک قاعده سرانگشتی بیان می‌کند β باید طوری انتخاب شود که نیمه‌ی بهترِ جمعیت ٪۸۰ شانس برای انتخاب شدن داشته باشد و مابقیِ اعضا مجموعاً ٪۲۰ شانس داشته باشند.الگوریتم در روش انتخاب رقابتی نیز پارامتر m را مورد توجه قرار می‌دهد. در حقیقت، m بیان‌گر تعداد اعضای جمعیتی است که به‌طور تصادفی انتخاب شده و با یکدیگر رقابت می‌کنند. همواره بهترین عضو از میان این m عضو به‌عنوان یک والد برگزیده می‌شود. طبیعی است که در این روش $m - 1$ عضوِ بدترِ جمعیت هیچ شانسی برای انتخاب شدن نخواهند داشت. زیرا در هر گروهی که قرار بگیرند برگزیده نمی‌شوند.

جهت انجام عمل ترکیب یک بلوک طراحی شده است که دو کروموزوم را به‌عنوان ورودی دریافت کرده و دو کروموزوم دیگر که حاصل تولیدمثل آن‌ها هستند را در خروجی تحویل می‌دهد. در فرآیند ترکیب، تعداد والدین همواره زوج و با تعداد فرزندان برابر است. زیرا از هر زوجی که برای تولیدمثل انتخاب می‌شود دو فرزند می‌خواهیم. تولید بیش از دو فرزند با اصل تنوع در تضاد است و معمولاً یک زوج بار اطلاعاتی بیش از دو فرزند را ندارند. اما یک فرزند نیز کم است زیرا در این صورت بخشی از بار اطلاعاتی والدین حذف خواهد شد. تعداد فرزندانی که این بلوک تولید می‌کند مطابق رابطه (۳-۴۴) توسط الگوریتم ژنتیک تعیین می‌شود.

$$n_c = 2 \left\lceil \frac{p_c . n_{pop}}{2} \right\rceil \quad , \quad 0 \leq p_c \leq 1 \tag{32}$$

1. Selection Pressure

در این رابطه، n_c تعداد فرزندان (یا تعداد والدین منتخب برای تولیدمثل) و n_{pop} تعداد اعضای جمعیت اصلی است. p_c نیز یک عددِ زوج بین صفر و یک است. این رابطه همواره n_c را به‌صورت یک عدد زوجِ مثبت محاسبه می‌کند. در حقیقت، پارامتر p_c تعیین‌کننده جمعیت فرزندان است. هرچه مقدار عددی p_c بیشتر شود، جمعیت فرزندان افزایش خواهد یافت.اگر تعداد متغیرهای تصمیم برابر n_{var} باشد، این بلوک دو والدِ فرضیِ x_1 و x_2 را با یکدیگر پیوند می‌دهد و فرزندان y_1 و y_2 را تولید می‌کند (مطابق روابط (۳۳) تا (۳۹)). این بلوک برای این کار از یک ماسک[1] $\propto$ مطابق رابطه (۳۷) استفاده می‌کند. ماسک در واقع چیزی نیست جز رشته‌ای متشکل از تعداد n_{var} متغیر که همگی اعداد تصادفی بین $-\gamma$ تا $1+\gamma$ هستند. ترکیب والدین و تولید فرزندان با قرار گرفتن ماسک روی کروموزوم والدین مطابق روابط (۳۸) و (۳۹) صورت می‌پذیرد. اگر $0 \leq \propto_i \leq 1$ باشد، همواره فرزندان در نقطه‌ای بین والدینِ خود در فضای مسئله قرار می‌گیرند و در بهترین حالت قادر خواهند بود جوابی به‌خوبی والدین خود بدهند. به همین دلیل یک پارامتر γ تعریف می‌شود تا فرزندان را از قیدوبند والدینِ خود رها کند. هر چه مقدار γ افزایش یابد فرزندان اجازه پیدا می‌کنند در فضای دورتری نسبت به والدین خود قرار بگیرند.

$$x_1 = \left(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n_{var}}\right) \quad (33)$$

$$x_2 = \left(x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n_{var}}\right) \quad (34)$$

$$y_1 = \left(y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1n_{var}}\right) \quad (35)$$

$$y_2 = \left(y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2n_{var}}\right) \quad (36)$$

$$\propto = \left(\propto_1, \propto_2, \dots, \propto_{n_{var}}\right) \quad , \quad -\gamma \leq \propto_i \leq 1 + \gamma \quad (37)$$

1. Mask

$$y_{1i} = \propto_i x_{1i} + (1- \propto_i)x_{2i} \quad (38)$$

$$y_{2i} = (1-\propto_i)x_{1i} + \propto_i x_{2i} \quad (39)$$

الگوریتم ژنتیک علاوه بر ترکیب به جهش نیز نیاز دارد. بنابراین، بلوک دیگری جهت انجام عمل جهش طراحی شده است که یک کروموزوم را در ورودی تحویل گرفته و نسخه‌ی جهش‌یافته آن را در خروجی تحویل می‌دهد. تعداد فرزندان جهش‌یافته برابر تعداد والدینِ انتخاب شده برای جهش است که توسط الگوریتم ژنتیک مطابق رابطه (۴۰) محاسبه می‌شود.

$$n_m = \lceil p_m . n_{pop} \rceil \quad , \quad 0 \leq p_m \leq 1 \quad (40)$$

در این رابطه، n_m جمعیت جهش‌یافتگان است که بر اساس پارامتر p_m تعیین می‌شود. به‌این‌ترتیب، الگوریتم ژنتیک تعداد n_m عضو از میان اعضای n_{pop} به‌طور کاملاً تصادفی انتخاب کرده و آن‌ها را برای عمل جهش به بلوک مربوطه ارسال می‌کند.

نرخ تأثیر جهش[1] نیز پارامتر دیگری است که توسط کاربر برای الگوریتم ژنتیک مطابق رابطه (۴۱) تعیین شده و در بلوک جهش مورد استفاده قرار می‌گیرد. این پارامتر در واقع بیان‌گر تعداد ژن‌هایی از هر کروموزوم است که مورد جهش قرار می‌گیرد. به‌بیان‌دیگر، این پارامتر تعیین می‌کند که در هر والد چه تعداد از متغیرهای تصمیم باید جهش پیدا کند.

$$n_{mut} = \pi_m . n_{var} \quad , \quad 0 \leq \pi_m \leq 1 \quad (41)$$

در این رابطه نیز n_{var} نشان‌دهنده تعداد کل متغیرهای تصمیم مسئله است و n_{mut} تعداد متغیرهای تحت تأثیر جهش را نشان می‌دهد. طبیعی است که هر چه π_m افزایش

1. Mutation Rate

یابد، فرزندِ جهش‌یافته در فاصله دورتری از والد خود در محدوده فضای جواب مسئله قرار خواهد گرفت.الگوریتم ژنتیک در هر تکرار با استفاده از بلوک‌های طراحی شده برای ترکیب و جهش، جمعیت فرزندان و جمعیت جهش‌یافتگان را تولید کرده و آن‌ها را با جمعیت اصلیِ موجود از تکرار قبلی، ادغام می‌کند. به‌طورکلی، p_c خاصیت جستجوگرانه و p_m خاصیت گسترشی دارد. ازاین‌رو، مقادیر این دو پارامتر باید به نحوی انتخاب شود که الگوریتم به تعادل مناسبی بین این دو خاصیت دست پیدا کند. الگوریتم ژنتیک پس از ادغام فرزندان، جهش‌یافتگان و جمعیت قبلی، از میان آن‌ها یک جمعیت اصلی جدید انتخاب می‌کند. الگوریتم اعضای جمعیت را بر اساس برازش آن‌ها از بزرگ به کوچک ردیف کرده و تعداد n_{pop} عضو بالاتر را برای جمعیت اصلی جدید انتخاب می‌کند.طبیعتاً هر عضو از جمعیت یک پرتفوی است و الگوریتم میزان شایستگی آن را با تابع هدف مدل برنامه‌ریزی فازیِ به‌روز رسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار محاسبه و ارزیابی می‌کند. برای هر یک از توابع هدف یک بلوک مجزا طراحی شده است. الگوریتم اول برای تشکیل جدول بهره‌وری از این بلوک‌ها جهت برگشت نسل به نسلِ کروموزوم‌ها استفاده می‌کند. یک بلوک نیز برای محاسبه تابع برازش اصلی ساخته شده است که توسط الگوریتم دوم جهت شناسایی پرتفوی بهینه مورد استفاده قرار می‌گیرد. این بلوک پورتفوی‌هایی که Xf را منفی کنند به شدت مورد جریمه[1] قرار می‌دهد. به این ترتیب، جواب‌های غیرقابل قبول از چرخه فرگشت کنار خواهند رفت. به‌طورکلی، مدل برنامه‌ریزی فازیِ به‌روز رسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار به‌گونه‌ای است که منجر به محدودیت‌های متعدد روی تعداد ژن‌ها، مقدار عددی هر ژن و هم‌چنین حاصل جمع مقادیر ژن‌ها می‌شود. این موضوع کد نویسی الگوریتم ژنتیک را پیچیده می‌کند.

1. Penalty

تجزیه‌وتحلیل یافته‌ها

این بخش با یک مطالعه تجربی روی داده‌های واقعی بورس اوراق بهادار تهران عملکرد مدل را در بوتهٔ آزمایش قرار می‌دهد. این مطالعه کاراییِ مدل را برای شرکت سرمایه‌گذار در سه حالت فرضی امتحان می‌کند: الف) شرکت سرمایه‌گذار ریسک گریز و محتاط[1] باشد، ب) شرکت سرمایه‌گذار میانه‌رو[2] باشد و ج) شرکت سرمایه‌گذار ریسک‌پذیر[3] باشد. مطالعه تجربی پیش‌رو مدل را در بازه زمانیِ ۲۰ ماهه بین دی‌ماه سال ۱۳۹۰ تا شهریورماه ۱۳۹۲ پیاده می‌کند. زیرا بازار بورس تهران در این مدت هر دو حالت صعودی و نزولی را تجربه کرده است. این پژوهش عملکرد استراتژی ارائه‌شده را با استفاده از معیارهای ارزیابی عملکرد شناخته‌شده‌ای ازجمله ارزش پرتفوی در آخر دوره[4]، بازده مرکب، میانگین بازده ماهانه، نرخ شارپ و نرخ اطلاعات اندازه‌گیری می‌کند و سپس نتایج به‌دست‌آمده را با شاخص بازار و هم‌چنین نتایج حاصل از استراتژی خرید و نگهداری[5] مقایسه می‌کند.این پژوهش، از داده‌های مربوط به سهامِ ۴۰ شرکت سرمایه‌گذار فعال در بورس اوراق بهادار تهران استفاده کرده است. همچنین این پژوهش از داده‌های تاریخیِ دارایی‌های مالی شامل "حجم معاملاتِ روزانه" و "قیمت پایانیِ تعدیل‌شده[6]" برای پیاده‌سازی استراتژی‌های مورد ارزیابی استفاده می‌کند. منظور از قیمت تعدیل‌شده، قیمتی است که عواملی مثل "افزایش سرمایه" و "تقسیم سود نقدی" شرکت‌ها نیز در آن لحاظ شده است. جمع‌آوری داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار مفیدتریدر [5] انجام گرفته است. این نرم‌افزار در حقیقت سامانه معاملات برخط شرکت کارگزاری مفید است که به‌طور رایگان از طریق وب‌گاه این شرکت[7] قابل بارگذاری است. لازم به ذکر است که نرم‌افزار تی سی کلاینت متعلق به شرکت مدیریت فناوری بورس تهران نیز امکان دست‌یابی به داده‌های

1. Conservative
2. Moderate
3. Aggressive
4. End of Period Portfolio Value (EPV)
5. Buy & Hold Strategy
6. Adjusted Closing Price
7. www.emofid.com

تعدیل‌شده را فراهم می‌کند. دوره‌ی سرمایه‌گذاری موردنظر را به ۲۰ زیر دوره یک‌ماهه تقسیم کرده و فرض می‌کنیم شرکت سرمایه‌گذار پرتفوی خود را در ابتدای هر زیر دوره با استفاده از مدل برنامه‌ریزی فازیِ به‌روز رسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار به‌روز کند. تاریخِ به‌روز رسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار مصادف با روز اول هر ماه میلادی است. انتخاب روزِ اول ماه‌های میلادی به منظور جلوگیری از بروز اثرات تقویمِ[1] شمسی بر نتایج این مطالعه تجربی صورت گرفته است (برای اطلاعات بیشتر رجوع شود به: یه[2]، ۲۰۱۱).

مطابق روش ارائه‌شده در بخش قبل، گام‌های شش‌گانه برای تعیین امکانِ ارزان بودن و گران بودن سهام شرکت‌های مورد بررسی توسط فیتاس در ابتدای هر زیر دوره طی می‌شود. همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد، در انتخاب پارامتر زمانی اندیکاتورها[3] می‌توان از داده‌ها با زمان‌بندی‌های مختلف (پنج‌دقیقه‌ای، ساعتی، چهارساعته، روزانه و...) استفاده کرد. با توجه به این‌که دوره‌های به‌روزرسانی پرتفوی یک‌ماهه است، پژوهش حاضر از داده‌های روزانه استفاده می‌کند. یعنی داریم: روزانه $t =$.

هم‌چنین، بازده انتظاری سهام شرکت‌ها و کوواریانس بین آن‌ها بر اساس بازده ماهانه‌ی آن‌ها در ۱۰ ماهِ آخرِ منتهی به تاریخِ به‌روزرسانی پرتفوی محاسبه می‌شود. بنابراین،داریم: ماهانه $t =$ و $T = 10$. برای محاسبه میزان عدم‌نقدشوندگی دارایی‌ها نیز از حجم پولی معاملات روزانه‌ی آن‌ها طی ۶۰ روز آخر منتهی به تاریخ به‌روزرسانی پرتفوی استفاده شده است. به‌این‌ترتیب داریم: روزانه $t =$ و $T = 60$.

لازم به توضیح است که چون حجم ریالی معاملات روزانه‌ی دارایی‌های مالی عموماً بسیار زیاد است، به‌جای استفاده از واحد ریال از واحد میلیارد تومان برای سنجش این ارقام استفاده می‌کنیم. به‌طور مثال، اگر میانگین حجم معاملات یک دارایی مالی در ۶۰ روزِ آخر برابر ده میلیارد ریال باشد، میزان نقد شوندگی آن برابر ۱ در نظر گرفته می‌شود ($L_i = 1$). مدیر پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار در عمل می‌تواند معیارهای دیگری مثل

1. Calendar Effect
2. Ye
3. Timeframe Settings of Indicator

تعداد معاملات یا تعداد دارایی‌های معامله‌شده در هر روز را نیز به این منظور لحاظ کند.در ادامه پژوهش، درجه امکان گران بودن، درجه امکان ارزان بودن، بازده انتظاری و عدم-نقدشوندگی سهام ۴۰ شرکت موردبررسی را برای هر یک از ۲۰ زیر دوره مورد توسط هوش مصنوعی فیتاس پیش‌بینی و محاسبه شد.

کارایی مدل ارائه‌شده در این پژوهش با کارایی استراتژیِ خرید و نگهداری، که یک استراتژی منفعل[1] به‌حساب می‌آید مقایسه می‌شود. بر اساس استراتژی خرید و نگهداری، هیچ‌گاه نمی‌توان عملکردی بهتر از عملکرد شاخص بازار به‌دست‌آمده آورد. ازاین‌رو، بهترین استراتژی خرید یک پرتفوی متنوع و نگهداری آن در یک بازه زمانی بلندمدت است. به همین دلیل فرض می‌کنیم که شرکت سرمایه‌گذار پیش از شروع دوره سرمایه‌گذاری یک پرتفوی x^0 حاویِ ۱۰ سهم با وزن‌های مساوی داشته است. مطابق استراتژی خرید و نگهداری، شرکت سرمایه‌گذار به‌جای به‌روزرسانی ماهانه‌ی این پرتفوی (با روش ارائه‌شده در این پژوهش)، آن را تا پایان دوره ۲۰ ماهه‌ی سرمایه‌گذاری به‌طور ثابت نگهداری کرده و دست‌نخورده باقی بگذارد.

پرتفوی اولیه شرکت سرمایه‌گذار شامل نمادهای رانفور، شکلر، غاذر، فاسمین، فولاد، کهرام، وبشهر، وساخت، ولساپا و وغدیر خواهد بود که وزن همه آن‌ها در پرتفوی برابر ۰/۱ است. انتخاب این ۱۰ سهم بر اساس عملکرد آن‌ها در دوره ۲۰ ماهه منتهی به اول ژانویه ۲۰۱۱ (زمان شروع دوره سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذار) صورت گرفته است. در واقع، پرتفوی اولیه شرکت سرمایه‌گذار دربرگیرنده ۱۰ سهمِ سودآورتر در ۲۰ ماهِ قبل از شروع دوره است.

طبق قوانین سازمان بورس کشور، هزینه‌های معاملات برابر ۰/۰۴۸۶ درصد برای خرید و ۱/۰۲۹ درصد برای فروش سهام توسط شرکت سرمایه‌گذار پرداخت می‌شود ($C_i^b = 0.486\% , C_i^s = 1.029\%$). هم‌چنین، مطابق با قوانین بانک مرکزی ایران،

1. Passive strategy

نرخ بهره ماهانه که به پول شرکت سرمایه‌گذار (نرخ بازده بدون ریسک) تعلق می‌گیرد برابر ۰/۰۵۸۳ درصد است ($r_f = 0.583\%$).

در محدودیت (۳-۲۴) حداقل تعداد سهام در پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار برابر ۴ و حداکثر آن نیز ۱۰ در نظر گرفته شده است ($m = 4 , M = 10$). در محدودیت (۳-۲۵) نیز حد پایین و حد بالای وزن هر داراییِ ریسکی در پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار به ترتیب برابر ٪۵ و ٪۳۰ است ($l_i = 0.3 , u_i = 0.05$). اگرچه مقادیر حداقل و حداکثر تعداد سهام در پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار و حدود بالا و پایین وزن این دارایی‌ها توسط مدیر پرتفوی تعیین می‌شود، در این مطالعه تجربی این مقادیر صرفاً جهت ارزیابی عملکرد مدل به این صورت انتخاب شده‌اند. بی‌تردید مدیر پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار می‌تواند در عمل مقادیر بهتری را با توجه به استراتژی‌های خود به این پارامترها اختصاص دهد.

با توجه به این‌که خصوصیات و ترجیحات شرکت سرمایه‌گذار تأثیر چشم‌گیری بر ترکیب پرتفوی بهینه خواهد داشت، این پژوهش عملکرد مدل پیشنهادی را در سه حالت: شرکت سرمایه‌گذار محتاط[1]، شرکت سرمایه‌گذار میانه‌رو[2] و شرکت سرمایه‌گذار ریسک‌پذیر[3] ارزیابی می‌کند. شرکت سرمایه‌گذار محتاط در پی کسب بازده بسیار زیاد نیست، اما تمایل دارد به بازدهی پایدار و بادوام دست پیدا کند و حاضر نیست ریسک زیادی متحمل شود. در سمت مقابل، شرکت سرمایه‌گذار ریسک‌پذیر می‌خواهد حداکثر بازده را کسب کند و برای رسیدن به این خواسته، حاضر است ریسک کند. شرکت سرمایه‌گذار میانه‌رو در بین این دو حالت قرار دارد و می‌خواهد با پذیرش یک ریسک معقول، به بازدهی متوسط دست پیدا کند. با توجه به خصوصیاتِ شرکت سرمایه‌گذار در این سه حالتِ فرضی، وزن‌های تابع‌های هدف برای هر حالت مطابق با جدول ۱ تعیین شده است.

1. Conservative Investor Profile
2. Moderate Investor Profile
3. Aggressive Investor Profile

جدول ۱: وزن تابع‌های هدف برای سه سرمایه‌گذارِ فرضی

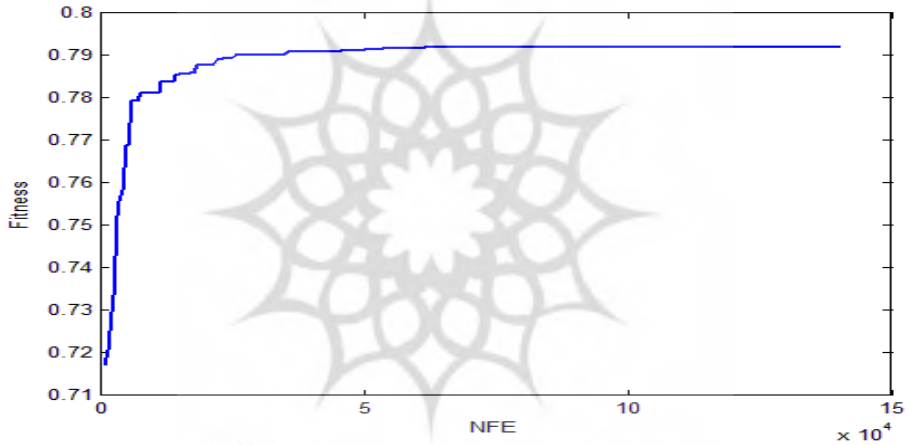
	w_M	w_C	w_I	w_S	w_F
محتاط	۵٪	۵٪	۱۰٪	۴۰٪	۴۰٪
میانه‌رو	۵٪	۵٪	۱۰٪	۳۰٪	۵۰٪
ریسک‌پذیر	۵٪	۵٪	۱۰٪	۲۰٪	۶۰٪

مقادیر W_M و W_F با توجه به میزانِ کارایی بازار هدف و طول مدتِ زیر دوره‌ها مشخص می‌شود. هرچه بازار هدف کاراتر باشد W_F اهمیت کمتر و W_M اهمیت بیشتری پیدا خواهد کرد. هم‌چنین، هرچه بازه زمانی بینِ به‌روزرسانی‌های متوالیِ پرتفوی طولانی‌تر شود، W_F کاهش و W_M افزایش می‌یابد. ازاین‌رو، همان‌طور که جدول ۱ نیز نشان می‌دهد، با توجه به مدت یک‌ماهه‌ی زیر دوره‌ها، که به نسبت افق کوتاهی به‌حساب می‌آید و وضعیت بورس تهران که بازاری ناکارا است، پژوهش حاضر به نسبت وزن بیشتری به پیش‌بینی‌های هوش مصنوعی فیتاس داده است.

تا اینجا داده‌های بورس اوراق بهادار کشور توسط هوش مصنوعی فیتاس پردازش شده و اطلاعات موردنیاز مدل (مثل درجه امکان ارزان بودن و گران بودن دارایی‌ها) محاسبه شده است. پارامترهای مدل نیز بر اساس شرایط واقعی بازار بورس تهران مشخص شده است. علاوه بر این، وزن تابع‌های هدف متناسب با ترجیحات شرکت سرمایه‌گذار در هر حالت خاص تعیین شده‌اند. به‌این‌ترتیب، همه داده‌های موردنیاز برای حل مدل و محاسبه پرتفوی بهینه برای هر زیر دوره توسط الگوریتم ژنتیک فراهم است. اما پیش از آن مقادیرِ پارامترهای این الگوریتم نیز باید تعیین شوند.

ازآنجاکه تعداد متغیرهای تصمیمِ مسئله برابر ۴۰ است، تعداد اعضای جمعیت اصلی در حدود ده برابرِ آن و به مقدار $n_{pop} = 400$ در نظر گرفته شده است. پارامتر فشار انتخاب در روش انتخاب بر اساس شایستگی $\beta = 7$ و در روش انتخاب رقابتی نیز تعداد اعضا $m = 3$ لحاظ شده است. پارامترهای تعیین تعداد فرزندان و جهش‌یافتگان نیز به ترتیب $p_c = 0.8$ و $p_m = 0.6$ منظور شده‌اند. اما پارامتر $n_{mut} = 0.5$ لحاظ شده است تا نیمی از ژن‌های والدی که برای جهش انتخاب شده است دگرگون شود. برای

عمل ترکیب نیز پارامتر $\gamma = 0.5$ تعیین شده است. شرط توقف الگوریتم اول که جدول بهره‌وری را محاسبه می‌کند ۸۰ تکرار و الگوریتم دوم که پرتفوی بهینه را شناسایی می‌کند معادل ۲۵۰ تکرار در نظر گرفته شده است. زیرا الگوریتم اول هر بار تنها با یک تابع هدف مواجه است و با سرعت بیشتری همگرا می‌شود. با لحاظ کردن این پارامترها، الگوریتم پرتفوی بهینه‌ی هر زیر دوره را برای شرکت سرمایه‌گذار محتاط، میانه‌رو و ریسک‌پذیر شناسایی کرد. شکل ۲ چگونگیِ همگرا شدن الگوریتم ژنتیک برای یافتن پرتفوی بهینه در یکی از زیر دوره‌ها را نشان می‌دهد. مطابق این شکل، الگوریتم تقریباً با ۱۵۰۰۰۰ بار ارزیابی تابع هدف (ان اف ای) توانسته است آن را تا نزدیکی ۰.۸ ارضا کند.



شکل ۲: بهبود میزان تابع هدف توسط الگوریتم ژنتیک

اعتبارسنجی مدل پژوهش

مدل بهینه‌سازی پرتفوی در دوره ۲۰ ماهه پیاده‌سازی و نتایج آن در بخش قبل گزارش شد. این بخش از پژوهش عملکرد مدل را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. معیارهایی که برای ارزیابی عملکرد مدل به‌کار رفته است عبارت‌اند از: ارزش پرتفوی در آخر دوره، بازده مرکب، کمترین بازده ماهانه، بیشترین بازده ماهانه، میانگین بازده ماهانه، نرخ شارپ و نرخ اطلاعات. علاوه بر این، این پژوهش شاخصِ ۵۰ شرکت فعال‌تر بورس را نیز به‌عنوان مبنا

در نظر می‌گیرد. هم‌چنین، عملکرد استراتژی خرید و نگهداری نیز با عملکرد مدل مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

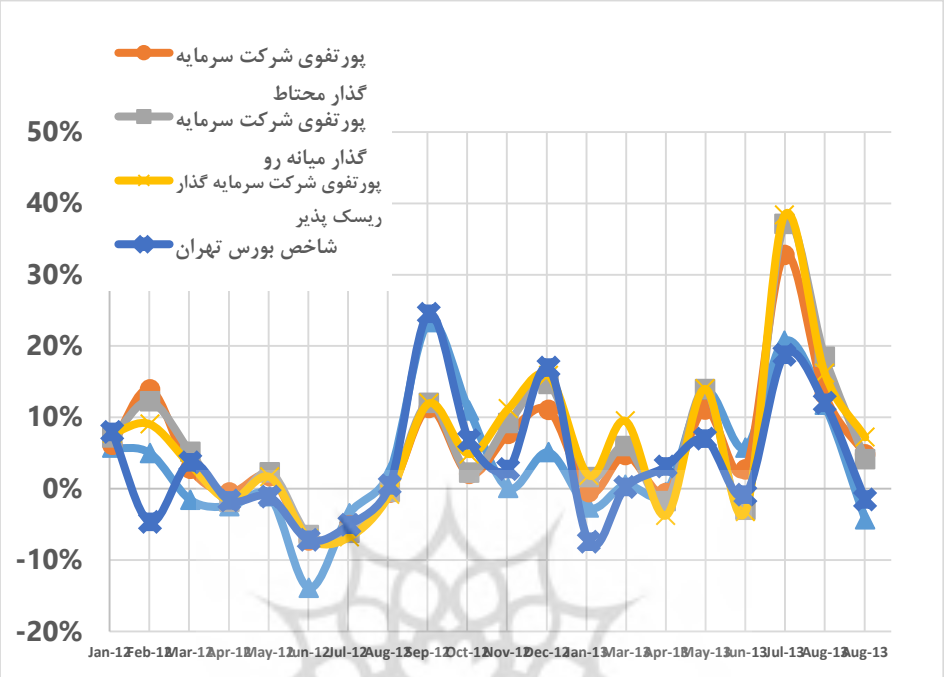
شکل ۳ بازده ماهانه‌ی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار در سه حالت فرضی (محتاط، میانه‌رو و ریسک‌پذیر) را در مقایسه با شاخص بازار تهران نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود کم‌وبیش، بازدهِ حاصل از پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار ، شاخص بازار را دنبال می‌کند. بااین‌وجود، در یک بازه زمانی خاص حوالی ماه ژوئیه ۲۰۱۳ تفاوت قابل‌توجهی بین بازده مدل و شاخص بازار وجود دارد. این دوره مصادف است با انتخابات ریاست جمهوری که عموماً تأثیر روانی زیادی بر قیمت‌ها دارد. یادآوری می‌شود که انتخابات ریاست جمهوری در تاریخ ۲۴ خردادماه سال ۱۳۹۲ برابر با ۱۴ ژوئیه صورت گرفته است. بنابراین، ماه‌های ژوئن و ژوئیه با مبارزات انتخاباتی نامزدها و تأثیرهای ناشی از اعلام نتایج انتخابات هم‌زمان است. علاوه بر این، ماه مارس سال ۲۰۱۲ نیز شاهد اختلاف چشم‌گیری بین بازده بازار و بازده پرتفوی‌های ارائه شده است. این نتیجه نیز ازاین‌جهت جذاب است که بازار در این دوره اثرات روانیِ ناشی از مبارزات پیش از انتخابات مجلس شورای اسلامی را تجربه می‌کند. این انتخابات در ۱۲ اسفندماه سال ۱۳۹۰ مصادف با ۲ مارس ۲۰۱۲ برگزار شده است.

این مشاهدات با نتایج پژوهش یحیی‌زاده‌فر[1] و همکاران (۲۰۱۱) هم‌خوانی دارد. آن‌ها با بررسی رفتار مالیِ سرمایه‌گذاران در بورس تهران نتیجه می‌گیرند که مهم‌ترین عامل اثرگذار بر رفتار مالیِ این سرمایه‌گذاران، مسائل سیاسی است. از طرف دیگر، پژوهش جهان‌پرور و محمدی[2] (۲۰۱۱) نیز با بررسی اثر رخدادها و وقایع مختلف بر بازده بازار بورس تهران نشان می‌دهد که دوره‌های پیشینِ انتخابات (در سال‌های ۲۰۰۸ و ۲۰۰۵) نیز تأثیر معنی‌داری بر بازار تهران داشته است. به‌طوری‌که در این دوره‌ها نیز بازار رفتار غیرعادی و نامعقول[3] از خود نشان داده است.

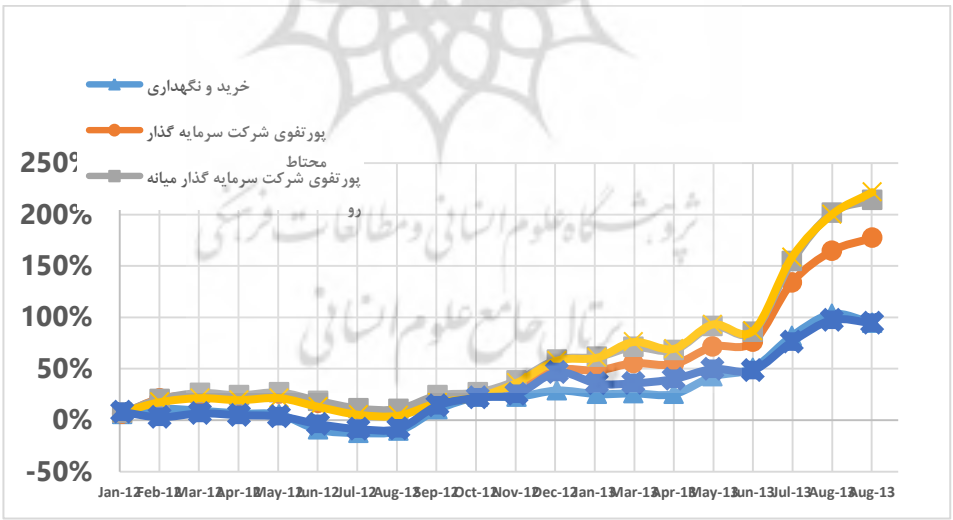
1. Yahyazadehfar
2. Jahan-parvar and Mohammadi
3. Abnormal returns

به‌این‌ترتیب، در دوره‌هایی که عوامل سیاسی از حالت معمول نقش پررنگ‌تری پیدا کرده و در پی آن اشتباهات بازار در قیمت‌گذاری دارایی‌های مالی نیز شدت یافته است، مدل ارائه شده در این پژوهش عملکرد بهتری از خود نشان داده است. ازاین‌رو، می‌توان نتیجه گرفت هوش مصنوعی فیتاس که باهدف تعیین امکان ارزان بودن و گران بودن دارایی‌ها با استفاده از تحلیل تکنیکال طراحی شده است به‌خوبی اشتباهات بازار در قیمت‌گذاری دارایی‌های مالی را تشخیص داده است. به همین ترتیب، مدل به‌روزرسانی پرتفوی نیز با استفاده از پیش‌بینی‌های فیتاس توانسته است از نوسان‌های بازار که عمدتاً ناشی از تصمیمات احساسی معامله‌گران بوده است استفاده کند و بازدهی بسیار بالاتر از شاخص بازار کسب کند.

شکل ۴ بازده انباشته پرتفوی‌های تولیدشده با روش پیشنهادی را در مقایسه با بازده انباشته پرتفوی استراتژی خرید و نگهداری و شاخص بازار نمایش می‌دهد. اختلاف چشم‌گیر میان ارزش پرتفوی‌های شرکت سرمایه‌گذار با شاخص بازار در این شکل نیز نشان می‌دهد که روش ارائه شده به‌طور قابل‌توجهی بازار را شکست داده و به بازده‌های بالاتری دست پیدا کرده است. به‌علاوه، پرتفوی‌های ارائه شده، از نظر نرخ شارپ و نرخ اطلاعات، که بازده را نسبت به ریسک تعدیل می‌کنند نیز شاخص بازار و استراتژی خرید و نگهداری را به‌طور کامل شکست داده است. جدول ۲ جزئیات نتایج مربوط به این معیارها را نشان می‌دهد. این موضوع از یک‌سو بیان‌گر درجه کارایی پایین بازار بورس کشور است که با تحلیل تکنیکال می‌توان آن را شکست داد. از سوی دیگر، نشان می‌دهد که هوش مصنوعی فیتاس به‌خوبی توانسته است فرآیند استدلال و استنتاج تحلیل‌گران تکنیکال بازار سرمایه را شبیه‌سازی کند.



شکل ۳: بازده ماهانه



شکل ٤: بازده انباشته

جدول ۲: نتایج ارزیابی عملکرد مدل

		AvN میانگین تعداد دارایی‌ها در پرتفوی	Min MR حداقل بازده ماهانه	AMR میانگین بازده ماهانه	Max MR حداکثر بازده ماهانه	SD انحراف معیار بازده ماهانه	EPV ارزش پرتفوی آخر دوره	SR نرخ شارپ	IR نرخ اطلاعات	β_P میانگین وزن دارایی بدون ریسک در پرتفوی
شاخص بازار بورس کشور (TSE50)		–	-۷.۴۶٪	۳.۷۲٪	۲۴.۵٪	۸.۵۳٪	۱.۹۴	۰.۲۹۹	–	–
پرتفوی استراتژی خرید و نگهداری		۱۰	-۱۳.۹۱٪	۳.۷۳٪	۲۳.۳۴٪	۸.۶۶٪	۱.۹۴	۰.۲۹۶	۰.۰۰۴	–
پرتفوی‌های مدل ارائه شده در این پژوهش	محتاط	۸.۶	-۷.۲۸٪	۵.۵۵٪	۳۲.۷۶٪	۸.۴۸٪	۲.۷۷	۰.۵۱۷	۰.۲۷۴	۱۱.۳٪
	میانه‌رو	۷.۰۵	-۶.۵۱٪	۶.۳۳٪	۳۷.۰۷٪	۹.۸۶٪	۳.۱۴	۰.۵۲۲	۰.۳۶۹	۷.۶٪
	ریسک‌پذیر	۶.۰۵	-۶.۹۹٪	۶.۴۷٪	۳۸.۳۲٪	۱۰.۱۴٪	۳.۲۲	۰.۵۲۳	۰.۳۸۳	۳.۷٪

بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش، با هدف ارائه یک استراتژی نوین برای مدیریت پرتفوی سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذار در بازارهای مالی انجام شد. به‌طورکلی این استراتژی از ترکیب هوش مصنوعی فازی، مدل برنامه‌ریزی ریاضی، روش برنامه‌ریزی فازی و الگوریتم ژنتیک بهره برد. استراتژی ارائه شده در این پژوهش، افق سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذار را به زیر دوره‌های کوتاه‌تری تقسیم و در ابتدای هر زیر دوره، پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار را با در

نظر گرفتن وضعیت تکنیکال دارایی‌های مالی به‌روز کرد. به این منظور، پژوهش حاضر در مرحله اول یک هوش مصنوعی فازی توسعه داد. این هوش مصنوعی فرآیند، می‌تواند استدلال و استنتاجی که تحلیل‌گران تکنیکال در بازارهای مالی مورد استفاده قرار می‌دهند را شبیه‌سازی کرد. این کار با هدف تعیین امکان بالاتر و پایین‌تر بودن قیمت دارایی‌ها نسبت به ارزش ذاتیِ آن‌ها انجام گرفت.

در مرحله دوم، پژوهش حاضر مدل ریاضی برنامه‌ریزی فازی چندهدفه غیرخطی مختلط با عدد صحیح برای به‌روزرسانی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار با توجه به درجه امکان‌های محاسبه شده در مرحله اول و متناسب با شرایط و ترجیحات خاص شرکت سرمایه‌گذار، توسعه یافت. این مدل ریسک (واریانس)، نقد شوندگی و آنتروپی پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار را در نظر گرفت. هم‌چنین، هزینه‌های معاملات را با نرخ‌های متفاوتی برای خریدوفروش دارایی‌ها لحاظ کرده و پرتفوی شرکت سرمایه‌گذار را در حضور یک دارایی بدون ریسک، بهینه‌سازی نمود.اما حل مدل ارائه شده با پیچیدگی محاسباتی همراه بود. روش‌های استاندارد و نرم‌افزارهای موجود فاقد توان محاسباتی لازم برای حل این مدل بودند. ازاین‌رو، در این پژوهش و در مرحله سوم یک الگوریتم ژنتیک برای حل مدل در شرایط وجود تعداد زیادی از متغیرهای تصمیم (دارایی‌های مالی) طراحی شد.هوش مصنوعی، مدل برنامه‌ریزی ریاضی فازی و الگوریتم ژنتیک ارائه شده در این پژوهش همگی جنبه نوآورانه داشته و پیش‌تر نمونه مشابهی در ادبیات موضوع نداشته‌اند. در پایان، یک مطالعه تجربی روی داده‌های مربوط به ۴۰ شرکت فعال در بورس اوراق بهادار کشور صورت گرفت که کارایی مدل را در شرایط واقعی بازار بررسی نمود. این مطالعه، مدل را برای سه حالت سرمایه‌گذاری محتاطانه، میانه‌رو و ریسک‌پذیر آزمایش کرد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که برای هر سه حالت، استراتژیِ ارائه شده به‌طور قابل‌توجهی بهتر از شاخص بازار و سایر استراتژی‌های پیشین عمل می‌کند.

در پایانِ دوره سرمایه‌گذاری، پرتفوی ریسک‌پذیر نسبت به سایر پرتفوی‌ها از ارزش بالاتری برخوردار بود. بااین‌وجود، همان‌گونه که جدول ۲ گزارش می‌دهد، این پرتفوی

بیشترین انحراف معیارِ بازده را در طول افق سرمایه‌گذاری تحمل کرده است. از سوی دیگر، پرتفوی محتاط، بازدهِ پایدار و باثبات‌تری کسب کرده است. اگرچه سرمایه‌ی آن با سرعت کمتری افزایش یافته است.علاوه بر این، مطابق با نتایج گزارش‌شده در جدول ۲، رابطه معقول و معنی‌داری بین وزنِ داراییِ بدون ریسک (نقدینگی) در پرتفوی و ترجیحات شرکت سرمایه‌گذار وجود دارد. به این صورت که وزن این دارایی در پرتفوی با میزان ریسک‌پذیریِ شرکت سرمایه‌گذار ارتباط معکوس دارد. هم‌چنین، میانگین تعداد دارایی‌های موجود در ترکیب پرتفوی نیز چنین رابطه‌ای را با ترجیحات شرکت سرمایه‌گذار دارد. هر چه شرکت سرمایه‌گذار ریسک گریزتر باشد پرتفوی متنوع‌تری توسط مدل انتخاب می‌شود. این نتایج آشکار می‌کند که برنامه‌ریزی فازی ارائه شده قادر است خصوصیات و تمایلات شرکت سرمایه‌گذار را در ترکیب پرتفوی منعکس کند.گودوین (۱۹۹۸) با بررسیِ عملکرد بیش از ۲۰۰ مدیر پرتفوی نتیجه می‌گیرد که مقدار عددیِ شاخص نرخ اطلاعات عموماً مثبت است. اگرچه میانه‌ی[1] آن هیچ‌گاه از ۰.۵ تجاوز نمی‌کند. نتایج این مطالعه تجربی نیز با یافته‌های گودوین سازگار است. همان‌طور که جدول ۲ نشان می‌دهد، نرخ اطلاعاتِ پرتفوی‌های ارائه شده در بازه بین ۰.۲۷۴ تا ۰.۳۸۳ متغیر است که با توجه به یافته‌های پژوهش گودوین می‌توان گفت که این مقادیر نتیجه قابل قبولی و مناسبی برای مدل ارائه شده در این پژوهش به شمار می‌رود.

دستاورد اصلی این پژوهش یک استراتژی مدیریت پرتفوی سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی برای شرکت سرمایه‌گذار است.پیاده‌سازی این استراتژی در بازار بورس اوراق بهادار کشور با نتایج بسیار امیدوارکننده‌ای همراه شده است. ازجمله می‌توان به کسب بازده ۲۲۲٪ اشاره کرد آن‌هم در دوره‌ای که شاخص بازار تنها ۹۴٪ درصد رشد کرده است. بنابراین، طبیعی است که پیشنهاد اصلی این پژوهش استفاده از این استراتژی جهت افزایش حاشیه سود فرآیند سرمایه‌گذاری شرکت سرمایه‌گذار در بازارهای مالی

1. Median

مختلف به‌ویژه بازار بورس کشور است. بااین‌وجود، یافته‌های این پژوهش می‌تواند در موارد دیگری نیز مورد استفاده شرکت قرار گیرد. ازجمله:

- ✓ ارائه خدمات مرتبط با فرآیند سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی داخلی و خارجی (مثل خدمات مشاوره‌ای) برای مشتریان شرکت سرمایه‌گذار.
- ✓ ارائه نرم‌افزار و راه‌اندازی وب‌گاه‌های تحلیلی (به‌ویژه تحلیل تکنیکال) با استفاده از هوش مصنوعی ارائه شده در این پژوهش (برای مشتریان شرکت یا برای فروش به عموم متقاضیان).
- ✓ استفاده از استراتژی ارائه شده در این پژوهش جهت سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی بین‌المللی مثل فارکس.

پژوهش‌گران در تحقیقات خود همواره با محدودیت‌هایی مواجه هستند.یکی از ارکان اصلی پژوهش و پژوهش دسترسی به آمار و اطلاعات است. خوشبختانه در این زمینه مشکل چندانی وجود نداشته است. امروزه داده‌های بازارهای مالی به‌آسانی از طریق وب‌گاه‌ها و نرم‌افزارهای مرتبط قابل دست‌یابی است. اما مشکل عمده که در توسعه هوش مصنوعی فیتاس (که با هدف شبیه‌سازی فرآیند استدلال و استنتاج تحلیل‌گران مالی طراحی شده است) وجود داشت، عدم همکاری کارشناسان و مؤسسات فعال در زمینه تحلیل تکنیکال بوده است. متأسفانه فرهنگ رایج در بین این افراد به نحوی است که عموماً از انتقال یافته‌های خویش به دیگران خودداری می‌کنند.

هر پژوهش در کنار نقاط قوت، با برخی محدودیت‌ها نیز روبه‌رو است.پژوهش حاضر نیز از این قاعده مستثنا نیست. مطالعه تجربی صورت گرفته در این پژوهش تنها در بازار بورس اوراق بهادار کشور و در یک مقطع زمانی محدود انجام شده است.محقق تلاش کرده دوره‌ای را برای آزمایش مدل انتخاب کنند که حالت صعودی و نزولی بازار را در بر داشته باشد. بااین‌حال،ممکن است به‌آسانی نتوان نتایج و یافته‌های این پژوهش را به همه بازارهای مالی جهان بسط داد. ازاین‌رو، پیاده‌سازی مدل ارائه شده در بازارهای مختلف نیازمند انجام بررسی‌های دقیق‌تر روی بازار هدف خواهد بود.

مطالعه تجربی انجام‌شده در این پژوهش با نتایج بسیار امیدوارکننده‌ای همراه شده است. این مطالعه نشان می‌دهد که مدل ارائه شده به‌طور بالقوه پتانسیل فراوانی برای کمک به شرکت سرمایه‌گذار در جهت دست‌یابی به اهداف مالی‌اش دارد. بااین‌وجود، همچنان موضوعات دیگری وجود دارد که به پژوهش‌های آینده واگذار می‌شود. برخی از این موضوعات عبارت‌اند از:

در نظر گرفتن بازه زمانیِ غیرقطعی برای زیر دوره‌های سرمایه‌گذاری[۱].

استفاده از روش‌های پیشرفته‌تر برای کنترل ریسک پرتفوی مثل مقیاس‌های هم چولگی[۲] و گاما[۳].

به‌کارگیری سایر ابزارهای موجود در تحلیل تکنیکال ازجمله: نظریه امواج الیوت[۴]، الگوهای شمعی ژاپنی[۵] و سطوح مقاومت و حمایت[۶] در قیمت دارایی‌ها.

اضافه کردن معیارها جدیدی برای واردکردن تحلیل بنیادی دارایی‌های مالی به مدل بهینه‌سازی پرتفوی.

ORCID

Maghsoud Amiri — **http://orcid.org/0000-0002-0650-2584**
Iman Raeesi Vanani — **http://orcid. org/0000-0001-8324-9896**
Seyed Hossein Razavi Haji Agha — **http://orcid.org**
Taranoosh Jafari — **http://orcid.org**

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Uncertain Investment Horizons
2. Coskewness
3. Gamma
4. Elliot Waves Theory
5. Japanese Candlestick Charting
6. Support and Resistance Levels

منابع

اختیاری، مصطفی و عالم تبریز، اکبر.(۱۳۹۴). *بهینه‌سازی پرتفوی منابع و مصارف شرکت‌های سرمایه‌گذار با استفاده از برنامه‌ریزی خطی (موردمطالعه: بانک صادرات ایران)*. چشم‌انداز مدیریت مالی،۵(۱۲)، ۱۵۸-۱۳۵.

افسر، امیر و هلیل، فاطمه.(۱۳۹۶). بهینه‌سازی سبد سهام با رویکرد ترکیبی روش‌های تحلیل تکنیکال و داده‌کاوی. *پژوهش‌های نوین در تصمیم‌گیری*، ۲(۲)، ۲۲-۱.

پاک مرام، عباس، بحری ثالث، جمال و ولی زاده، مصطفی. (۱۳۹۶). انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک، با بهره‌گیری از مدل میانگین-نیمه واریانس مارکویتز. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*،۸(۳۱)، ۴۲-۱۹.

تهرانی، رضا؛ فلاح تفتی، سیما و اصفی، سپهر.(۱۳۹۷). بهینه‌سازی سبد سهام به کمک الگوریتم فرا ابتکاری دسته‌های میگو با استفاده از معیارهای مختلف از ریسک در بورس اوراق بهادار تهران.*تحقیقات مالی*، ۲۰(۴)، ۴۲۶-۴۰۹.

دانیالی ده حوض، محمود و منصوری، حسین.(۱۳۹۱). بررسی کارایی بورس اوراق بهادار تهران در سطح ضعیف و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر آن. *پژوهشنامه اقتصادی*، ۱۲(۴۷)، ۹۶-۷۱.

دلوی، محمدرضا؛ باقی، ابراهیم؛ عبدالباقی، عبدالمجید و کاظمی، جواد.(۱۳۹۴). *کاربرد الگوریتم ژنتیک چند هدفه در بهینه‌سازی پرتفوی تسهیلات بانک (مطالعه موردی تسهیلات اعطایی بانک ملی استان اصفهان)*. تحقیقات حسابداری و حسابرسی، ۲۷، ۲۲-۱.

رهنمای رودپشتی، فریدون؛ نیکومرام، هاشم؛ طلوعی اشلقی، عباس، حسین زاده لطفی، فرهاد و بیات، مرضیه.(۱۳۹۴). بررسی کارایی بهینه‌سازی پرتفوی بر اساس مدل پایدار با بهینه‌سازی کلاسیک در پیش‌بینی ریسک و بازده پرتفوی. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*،۶(۲۲)، ۶۰-۲۹.

غریب، ایمان و کوشا، عماد. (۱۳۹۸). بهینه‌سازی سبد مشتریان بانک انصار در گروه بانکداری خرد با استفاده از الگوریتم ژنتیک (مطالعه موردی بانک انصار). *راهبرد مدیریت مالی*، ۷(۴)، ۱۵۰-۱۲۵.

نمازی، محمد و شوشتریان، زکیه.(۱۳۷۴). بررسی کارایی بازار بورس اوراق بهادار در ایران. *تحقیقات مالی*، ۲(۷).

سینا، افسانه و فلاح شمس، میرفیض. (۱۳۹۸). بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با رویکرد نظریه ارزش فرین در بورس اوراق بهادار تهران. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۰(۴۰)، ۱۸۴-۲۰۰.

راعی، رضا؛ باجلان، سعید و عجم، علیرضا.(۱۳۹۷). بررسی کارایی بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از الگوی ترکیبی حداقل واریانس و N1. *مدیریت دارایی و تأمین مالی*، دوره ۶، شماره ۴ - شماره پیاپی ۲۳.۱۶۶-۱۵۵.

بهنامیان، جواد و مشرفی، محمد. (۱۳۹۶). ارائه الگوریتم ترکیبی برای بهینه‌سازی چندهدفه سبد سهام به‌وسیله برنامه‌ریزی فازی. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۸(۳۰)، ۵۳-۳۳.

شهبازی، سیمین و دیده خانی، حسین(۱۳۹۵). *به‌کارگیری مدل برنامه‌ریزی چندهدفه فازی برای انتخاب پرتفوی با در نظر گرفتن محدودیت‌های واقعی*. همایش بین‌المللی مدیریت نوین در افق ۱۴۰۴،تهران.

محبی، نگین و نجفی، امیرعباس. (۱۳۹۷). بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای با رویکرد برنامه‌ریزی پویا. *مطالعات مدیریت صنعتی*، ۱۶(۵۰)، ۲۶-۱.

حیدرپور، فرزانه و رضائی، علی.(۱۳۹۵). *بهینه‌سازی پرتفوی شرکت‌های سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده ازX-CAPM*. چهارمین کنفرانس بین‌المللی پژوهش‌های کاربردی در مدیریت و حسابداری،تهران

References

Ahnert, T., & Elamin, M. (2020). Bank runs, portfolio choice, and liquidity provision. J*ournal of Financial Stability*, 50, 100781.

Al Janabi, M. A. M., Ferrerb, R., & HussainShahzad, S. D. (2019). Liquidity-adjusted value-at-risk optimization of a multi-asset portfolio using a vine copula approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 536(15), 122-139.

Arnott, R. D., & Wayne, H. W. (1990). "The Measurement and Control of Trading Costs." *Financial Analysts Journal*, 46(6), 73–80.

Bekiros, S. D. (2010). "Fuzzy Adaptive Decision-Making for Boundedly Rational Traders in Speculative Stock Markets." *European Journal of Operational Research*, 202(1), 285–93.

Bellman, R. E., & Zadeh, L.A. (1970). Decision Making in a Fuzzy

Environment. *Management Sciences*, 17, 141-164.
Bera, A. K., & Sung Y. P. (2008). "Optimal Portfolio Diversification Using the Maximum Entropy Principle." *Econometric Reviews*, 27(4-6), 484–512.
Black, Fr. (1986). "Noise." *The Journal of Finance*, 41(3), 529–43.
Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns,.*The Journal of Finance*, 47(5),1731-1764.
Chen, A. H., Frank J. F., & Dashan, H. (2012). "Portfolio Revision under Mean-Variance and Mean-CVaR with Transaction Costs." *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 39(4), 509–26.
Csóka, P., & Hevér, J. (2018). Portfolio valuation under liquidity constraints with permanent price impact. *Finance Research Letters*, 26, 235-241.
DeMiguel, V., Lorenzo, G., and Raman, U. (2009). "Optimal Versus Naive Diversification: How Inefficient Is the 1/N Portfolio Strategy?" *Review of Financial Studies*, 22(5), 1915–53.
Ertenlice, O., & Kalayci, C. B. (2018). A survey of swarm intelligence for portfolio optimization: Algorithms and applications. *Swarm and Evolutionary Computation*, 39, 36-52.
Fama, E. F. (1970). "Efficient capital karkets:. A review of theory and emprical work." *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
Fang, V., Noe, T., & Tice, S., (2009). Stock market liquidity and firm value, *Journal of Financial Economics*, 94 (1), 150-169.
Freitas, F. D., Alberto, F. D. S., & Ailson, R. D. A. (2009). "Prediction-Based Portfolio Optimization Model Using Neural Networks." *Neurocomputing*, 72(10-12), 2155–70.
Gharib, I., & Koosha, E. (2019). Optimization of Ansar Bank customer portfolio in micro banking group using genetic algorithm (case study of Ansar Bank). *Financial Management Strategy*, 7 (4), 150-125.
Gorgulho, A., Neves, R., & Horta, N. (2011). Applying a GA kernel on optimizing technical analysis rules for stock picking and portfolio composition. *Expert Systems with Applications*, 38(11), 14072-14085.
Gradojevic, N., & Gencay, R. (2013). Fuzzy logic, trading uncertainty and technical trading. J. Bank. *Financ*, 37, 578–586
Jana, P., Roy,T. K. & Mazumder, S. K. (2009). "Multi-Objective Possibilistic Model for Portfolio Selection with Transaction Cost." *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 228(1), 188–96.
Jasemi, M., Kimiagari A. M., & Memariani, A. (2011). "A Conceptual Model for Portfolio Management Sensitive to Mass Psychology of Market." Inter*national Journal of Industrial Engineering: Theory, Applications and Practice*, 18(1), 1–15.
Jensen M. C. (1968). T*he performance of mutual funds in the period 1945–1964*. 23(2),389-416.
Jobson, J. D., and Robert M Korkie. (1981). "Putting Markowitz Theory to

Work." *The Journal of Portfolio Management*, 7(4), 70–74.
Jorion, Ph. (1985). "International Portfolio Diversification with Estimation Risk." *The Journal of Business*, 58(3), 259.
Kahneman, D. (2003). "Maps of Bounded Rationality: Psychology for Behavioral Economics." *American Economic Review* 93(5): 1449–75.
Kim, W. Ch., Min, J. K., Jang, H. K., & Frank J. F. (2014). "Robust Portfolios That Do Not Tilt Factor Exposure." E*uropean Journal of Operational Research*, 234(2), 411–21.
Liu, Y-J., Wei-Guo Zh., & Pu Zh. (2013). "A Multi-Period Portfolio Selection Optimization Model by Using Interval Analysis." *Economic Modelling*, 33, 113–19.
Lo, A. W., Mamaysky, H., & Wang, J. (2000). Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation (with discussion). *Journal of Finance*, 4,1705–1765.
Macedo, L. L., Godinho, P., & Alves, M. J.(2017). Mean-semivariance portfolio optimization with multiobjective evolutionary algorithms and technical analysis rules.*Expert Systems with Applications*. 79, 33-43.
Markowitz, H. (1952). "Portfolio Selection." *Journal of Finance*, 7(1), 77–91.
Marshall, B. R. (2006). "Liquidity and Stock Returns: Evidence from a Pure Order-Driven Market Using a New Liquidity Proxy." *International Review of Financial Analysis*, 15(1), 21–38.
Mossin, J. (1968). "Optimal Multiperiod Portfolio Policies." *Journal of Business*, 215–29.
Mousavi, S., & Esfahanipour, A. (2011). A genetic programming model to generate risk-adjusted technical trading rules in stock markets. *Expert Systems with Applications*, 38 (7), 8438-8445.
Murphy, J. J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets*. New York: New York Institute of Finance.
O'Connor, N., & Michael G. M. (2006). "A Neural Network Approach to Predicting Stock Exchange Movements Using External Factors." *Knowledge-Based Systems*, 19(5), 371–78.
Park H. H., & Irwin S. H. (2007). What Do We Know About The Profitability Of Technical Analysis?, *Journal of Economic Surveys, Wiley Blackwell*, 21(4), 786-826.
Park, Ch. H., & Irwin, S. H. (2007). "What Do We Know about the Profitability of Technical Analysis?" *Journal of Economic Surveys*, 21(4), 786–826.
Pastor, L., & Stambaugh, R. (2003). Liquidity risk and expected stock return. *Journal of Potential Economy*, 3, 11.
Pring M. J. (2006). *How to Select Stocks Using Technical Analysis*. McGraw Hill Professional, - Business & Economics.

Sharpe, W. F. (1963). "A Simplified Model for Portfolio Analysis." *Management science* 9(2): 277–93.

Shiller, R. J.(2003). "From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance." *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 83–104.

Treynor, J. (1965). How to rate management of investment funds. *Harvard Business Review*, 43(1), 63-75.

Vath, V., Mnif, M. & Pham, H. (2007). A model of optimal portfolio selection under liquidity risk and price impact. *Finance Stoch* 11, 51–90.

Woodside-Oriakhi, M., Lucas, C., & Beasley, J. E. (2011). Heuristic algorithms for the cardinality constrained efficient frontier. *European Journal of Operational Research*, 213(3), 538-550.

Yu J. R. & Lee, W. Y. (2011). Portfolio rebalancing model using multiple criteria. *European Journal of Operational Research*, 209(2),166-175.

Zhou, X., Wang, L., Liao, H., Wang, Sh., Lev, B., & Fujita, H. (2019). A prospect theory-based group decision approach considering consensus for portfolio selection with hesitant fuzzy information. *Knowledge-Based Systems*, 168, 15, 28-38.

Zimmermann, H. J. (1978). Fuzzy programming and linear programming with several objective functions. *Fuzzy Sets and Systems*, 1(1), 45-55.

References [In Persian]

Afsar, A., & Helyel, F. (2017). A Hybrid Approach to Portfolio Optimization Using Technical Analysis and Data Mining. *Modern Research in Decision Making*, 2(2), 1-22. [In Persian]

Behnamian, J., and Musharraf, M. (2017). Provide a hybrid algorithm for multi-objective stock portfolio optimization through fuzzy programming. *Financial Engineering and Securities Management*, 8 (30), 53-33. [In Persian]

Danyali Deh Howz, M., Mansouri, H. (2012). Investigating Weak Form of Efficiency in Tehran Stock Exchange and Ranking Factors that Affect it. *Economics Research*, 12(47), 71-96. [In Persian]

Delvi, M., Baghi, E., Abdolbaghi, A., Kazemi, J. (2015). The Application of Multi-Purpose Genetic Algorithm in Optimizing Bank's Facilities Portfolio (A Case Study of the Granted Facilities in One of the Commercial Banks of Iran). *Accounting and Auditing Research*, 7(27), 100-120. [In Persian]

Ekhtiari, M., and Alem Tabriz, A. (2016). Optimization of the resource portfolio and expenditures of investment companies using linear programming (Case study: Bank Saderat Iran). *Financial Management Perspectives*, 5 (12), 158-135. [In Persian]

Haidarpour, F., and Rezaei, A. (2016). *Optimizing the Portfolio of Investment Companies in Tehran Stock Exchange Using X-CAPM*, Fourth International Conference on Applied Research in Management

and Accounting, Tehran.[In Persian]

Mohebbi, N., Najafi, A. (2018). Multi-Period Portfolio Optimization Using Dynamic Programming Approach. *Industrial Management Studies*, 16(50), 1-26. [In Persian]

Namazi, M., & Shoshtarin, Z. (1995). The Investigation of the Efficiency of Iran's Stock Exchange. *Financial Research Journal*, 2(7). [In Persian]

Pak Maram, A., Bahri Sales, J., & Valizadeh, M. (2017). Selection and Portfolio Optimization by Genetic Algorithms using the Mean Semi-Variance Markowitz Model. *Financial Engineering and Securities Management*, 8 (31), 19-42. [In Persian]

Raei, R., Bajalan, S., Ajam, A. (2018). Examining the Efficiency of Portfolio Optimization using Model of Minimum-Variance and N/1 in Portfolio Selection. *Journal of Asset Management and Financing*, 6(4), 155-166. [In Persian]

Rahnamaye Roodposhti, F., Nicomram, H., Toloui Ashlaghi, A., Hosseinzadeh Lotfi, F., & Bayat, M. (2015). Evaluation of portfolio optimization efficiency based on sustainable model with classical optimization in predicting portfolio risk and return. *Financial Engineering and Securities Managemen*t, 6 (22), 60-29. [In Persian]

Shahbazi, S., & Didekhani, H. (2015). *Applying a fuzzy multi-objective planning model for portfolio selection considering real constraints.* International Conference on Modern Management in Horizon 1404, Tehran. [In Persian]

Sina, Afsaneh and Fallah Shams, Mirfeiz. (2019). Optimization of investment portfolio with the approach of value creation theory in Tehran Stock Exchange. *Financial Engineering and Securities Management*, 10 (40), 200-184. [In Persian]

Tehrani, R., Fallah Tafti, S., & Asefi, S. (2018). Portfolio Optimization Using Krill Herd Metaheuristic Algorithm Considering Different Measures of Risk in Tehran Stock Exchange. *Financial Research Journal*, 20(4), 409-426. [In Persian]

استناد به این مقاله: امیری، مقصود، رئیسی وانانی، ایمان، رضوی حاجی‌آقا، سید حسین، جعفری، ترانوش. (۱۴۰۰). توسعه هوش مصنوعی فازی و مدل برنامه‌ریزی چندهدفه برای بهینه‌سازی پرتفوی شرکت‌های سرمایه‌گذاری، *مطالعات مدیریت کسب وکار هوشمند*، ۹(۳۶)، ۲۴۳-۳۰۲.

DOI: 10.22054/IMS.2021.53443.1754

Journal of Business Intelligence Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License..