Journal of Securities Exchange
Securities & Exchange Organization, Research, Development & Islamic Studies (RDIS)
Journal of Securities and Exchange, Summer 2022, V. 15, No.58, pp. 215-248

Algorithm of Hybrid Analysis Systems in Predicting Optimal Portfolio[1]

Seyed Mohammad Taher Emamiyan[2], Ali Mahmoodirad[3], Saber Mola Alizadeh Zavardehi[4], Sadegh Niroomand[5]

Received: 2022/01/25
Accepted: 2022/06/18

Research Paper

Abstract

The development of analytical techniques in the investment portfolio in accordance with market conditions and economic climate can increase the dynamism of investment development and achieve greater returns against risk control. Forecasting and optimization techniques help financial decision makers to place the best stocks in their portfolio based on market information and achieve greater returns by optimizing it. The purpose of this research is predicting the effectiveness of the difference between Sortino and Markowitz portfolios is based on the hybrid analysis systems algorithm. Accordingly, 102 companies of Tehran Stock Exchange were examined in the 2014-2018 period. In this study, by separating value stocks and growth stocks, random portfolios were selected to test the research hypotheses and for analysis, two algorithms Support Vector Machines (SVM) and an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) were used to select the most desirable portfolio. The results showed that Sotino (X) portfolio based on meta-heuristic algorithm (support vector machine algorithm) is significantly different from Markowitz (Y) portfolio, so that decision makers in Sortino portfolio seek to optimize their stock portfolio through long-term growth stocks. It was also found that the accuracy of the adaptive neural fuzzy inference analysis (ANFIS) system is higher than the accuracy of the support vector machine analysis (SVM) system to select the most effective portfolio from Sotino and Markowitz portfolio, because it has two learning mechanisms and Neural network optimization and linguistic expression of fuzzy inference help managers to make better estimates of uncertainty and uncertainty.

Key Words: Algorithm of Hybrid Analysis Systems, Portfolio Utility Optimization, Support Vector Machines (SVM), Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

JEL Classification: G24

---

1. DOI: 10.22034/JSE.2021.11619.1725

2. Ph.D. Student, Department of Industrial Management, Masjed Soleiman Branch, Islamic Azad University, Masjed Soleiman, Iran. (mohamad.emamian@gmail.com)
3. Assistant Professor, Department of Applied Mathematics, Masjed Soleiman Branch, Islamic Azad University, Masjed Soleiman, Iran. (Corresponding Author). (alimahmoodyrad@yahoo.com).
4. Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Masjed Soleiman Branch, Islamic Azad University, Masjed Soleiman, Iran. (molaalizadehsaber@yahoo.com).
5. Assistant Professor, Department ndustrial Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran. (niroomand59@gmail.com).

Journal of Securities Exchange

سازمان بورس و اوراق بهادار، مرکز پژوهش، توسعه و مطالعات اسلامی

فصلنامه بورس اوراق بهادار، سال پانزدهم، شماره ۵۸، تابستان ۱۴۰۱، صص ۲۴۸-۲۱۵

الگوریتم سیستم‌های تحلیل ترکیبی در پیش‌بینی مطلوب‌ترین پرتفوی [۱]

سید محمد طاهر امامیان [۲]، علی محمودی راد [۳]، صابر ملاعلیزاده زواردهی [۴]، صادق نیرومند [۵]

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۰۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۳/۲۸

چکیده

توسعه شیوه‌های تحلیلی در سبد سرمایه‌گذاری متناسب با شرایط بازار و فضای اقتصادی می‌تواند به افزایش پویایی در توسعه سرمایه‌گذاری‌ها و کسب بازده بیشتر در برابر کنترل ریسک‌ها منجر شود. شیوه‌های پیش‌بینی و بهینه‌سازی به تصمیم گیرندگان مالی کمک می کنند تا براساس اطلاعات بازار، بهترین سهام را در سبد سرمایه‌گذاری خود قرار دهند و با بهینه‌سازی آن به ایجاد بازده‌های بیشتر دست یابند. هدف این پژوهش پیش‌بینی اثربخشی تفاوت پرتفوی سورتینو و مارکویتز براساس الگوریتم سیستم‌های تحلیل ترکیبی است. براین اساس تعداد ۱۰۲ شرکت بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۳ تا ۱۳۹۷ براساس غربالگری روشمند انتخاب و مورد بررسی قرار گرفتند. در این پژوهش از طریق جداسازی سهام ارزشی و سهام رشدی، اقدام به انتخاب پرتفوی‌های تصادفی ساده برای بررسی و آزمون فرضیه‌های پژوهش شد و برای تحلیل از دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر به منظور انتخاب مطلوب ترین پرتفوی بهره برده شد. نتایج پژوهش نشان داد، پرتفوی سورتینو (X) براساس الگوریتم فرا ابتکاری (الگوریتم ماشین بردار پشتیبان) تفاوت معناداری با پرتفوی مارکویتز (Y) دارد، به‌طوریکه تصمیم گیرندگان در پرتفوی سورتینو به دنبال بهینه‌سازی سبد سهام خود از طریق سهام رشدی در بلندمدت هستند. همچنین مشخص شد، دقت سیستم تحلیل استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) نسبت به دقت سیستم تحلیل ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای انتخاب اثر بخش‌ترین پرتفوی از میان پرتفوی سورتینو و مارکویتز، بالاتر است، چراکه به دلیل دارابودن همزمان از دو مکانیزم یادگیری و بهینه‌سازی شبکه عصبی و بیان زبانی استنتاج فازی، به مدیران کمک می کند تا برآوردهای بهتری نسبت به عدم اطمینان و قطعیت از خود نشان‌دهند.

واژه های کلیدی: الگوریتم سیستم‌های تحلیل ترکیبی؛ بهینه‌سازی مطلوبیت پرتفوی؛ پرتفوی سورتینو؛ پرتفوی مارکویتز.

طبقه بندی موضوعی: G24

---

۱. DOI: 10.22034/JSE.2021.11619.1725

۲. دانشجو دکترا، گروه مدیریت صنعتی، واحد مسجدسلیمان، دانشگاه آزاد اسلامی، مسجد سلیمان، ایران. (mohamad.emamian@gmail.com)

۳. استادیار، گروه ریاضی کاربردی، واحد مسجدسلیمان، دانشگاه آزاد اسلامی، مسجدسلیمان، ایران. (نویسنده مسئول). (alimahmoodyrad@yahoo.com)

۴. استادیار، گروه مهندسی صنایع دانشگاه آزاد اسلامی واحد مسجدسلیمان، مسجدسلیمان، ایران. (molaalizadehsaber@yahoo.com)

۵. استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران. (niroomand59@gmail.com)

مقدمه

پیش‌بینی و بررسی رفتار قیمت اوراق بهادار برای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری، مقوله‌ای است که دانشمندان علوم مالی و سرمایه‌گذاران همواره در پی آن هستند. دلیل اصلی سرمایه‌گذاری در بازار سهام، به دست آوردن سود است که لازمهٔ آن، داشتن اطلاعات درست از بازار بورس و تغییرات سهام و پیش‌بینی روند آینده آن است. بنابراین، سرمایه‌گذار نیازمند ابزارهای قدرتمند و قابل اعتماد است تا از طریق آن به پیش‌بینی ریسک و بازده بپردازد (چلینگر[1]، ۲۰۲۰). بهینه‌سازی پرتفوی به عنوان یک ابزار راهبردی برای پیش‌بینی محسوب می‌شود که اگر متناسب با شرایط بازار و بکارگیری روش‌های مناسب تحلیلی باشد، می‌تواند به افزایش درستی پیش‌بینی‌های سرمایه‌گذاران کمک کند (قندهاری و همکاران، ۱۳۹۶).

چالش بهینه‌سازی پرتفولیو، از زمانی که مارکوویتز بهینه‌سازی براساس میانگین واریانس را مطرح کرد، پیشرفت‌های فراوانی داشته است. شاید بتوان گفت مهمترین دستاورد مدل مارکوویتز، معرفیِ واریانس برای شاخص ریسک به عنوانِ یک معیار کمی برای بهینه‌سازی پرتفولیو بود. پژوهش‌های بعد از مارکوویتز نشان دادند که استفاده از واریانس به عنوان عامل ریسک، کاستی‌هایی دارد که این موضوع باعث گردید تا ابزارهای سنتی در پیش‌بینی موردنقد قرار گیرند (راعی و همکاران، ۱۳۹۹). پژوهش‌هایی همچون هربرگر و رینل[2] (۲۰۲۰)؛ سنراتن[3] (۲۰۱۹)؛ گوپتا و همکاران[4] (۲۰۱۴) و اینس و ترافالیاس[5] (۲۰۰۷) بیان می‌کنند، استفاده از ابزارها و روش‌های پیش‌بینی سنتی، خطای بالایی دارند و در مقایسه با روش‌های جدیدتر و مدل‌های غیرخطی عملکرد ضعیف‌تری را از خود به نمایش می‌گذارند. در این پژوهش نیز، یکی از روش‌های هوش مصنوعی به نام ماشین بردار پشتیبان، به همراه یکی از الگوریتم‌های پُرکاربرد در این حوزه یعنی سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر، برای پیش‌بینی مطلوب‌ترین پرتفوی سهام مورد بررسی قرار می‌گیرند، زیرا هدف انتخاب روش پیش‌بینی مناسب در انتخابِ پرتفوی مطلوب است.

با پیشرفت‌های اخیر در هوش مصنوعی، روش‌های جدیدی برای پیش‌بینی ارائه شده است که نسبت به روش‌های سنتی، از دقت بالاتری برخوردار هستند (فتاحی نافچی و همکاران،

---

1. Schellinger
2. Herberger & Reinle
3. Senarathne
4. Gupta et al
5. Ince & Trafalias

۱۳۹۸). رایج‌ترین این روش‌ها، الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی است. با این حال، شبکه‌های عصبی کاستی‌هایی دارند، مانند نیاز به پارامترهای کنترلی زیاد، دشواری رسیدن به نتیجه‌ای پایدار و غیره. به دلیل وجود چنین ضعف‌هایی، روش‌های بهتری برای بهبود مدل شبکه‌های عصبی[1] طراحی شده است. ماشین بردار پشتیبان[2] (SVM) یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که در طبقه‌بندی و رگرسیون به کار برده می‌شود. این روش از جمله روش‌های جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌ترِ طبقه‌بندی از جمله شبکه‌های عصبی از خود به نمایش گذاشته است (فقیهی‌نژاد و مینایی، ۱۳۹۷). در واقع ریشه ماشن بردار پشتیبان در تئوری یادگیری آماری است و کاربردهای فراوانی در رگرسیون طبقه‌بندی، خوشه‌بندی و به طور کلی تقریب توابع دارند. این رویکرد در بدو ابداع، تنها طبقه‌بندی دو کلاسه را شامل می‌شد اما در ادامه با استفاده از انواع تکنیک‌های ترکیب به طبقه‌بندی چندکلاسه نیز تعمیم یافت (وانگ و همکاران[3]، ۲۰۱۷).

از طرف دیگر سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر به عنوان یک رویکرد تحلیل عصبی‌فازی محسوب می‌شود که بزرگ‌ترین برتری آن‌ها، این است که می‌توانند از قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی استفاده و از زمان‌بری هزینه‌زای تنظیم قوانین یک موتور استنتاج در سیستم منطق فازی مرسوم جلوگیری کنند. به طور عملی، هیچ محدودیتی در توابع گره‌های شبکه‌های تطبیقی وجود ندارد، مگر اینکه، تنها نیاز است آن‌ها مشتق‌پذیر باشند. تنها محدودیت ساختاری شکل شبکه‌ها، نوع پیش‌خور بودن آن هاست و در برابر این محدودیت کوچک، کاربرد شبکه‌های تطبیقی به صورت روزافزون و وسیعی در حیطه‌های کاربردی گسترش یافته است (پِتکوویچ و همکاران[4]، ۲۰۱۴). در واقع این سیستم به این صورت عمل می‌کند که در هر دور آموزش، هنگام حرکت روبه جلو خروجی‌های نورون‌ها به صورت عادی تا لایه آخر محاسبه و سپس پارامترهای نتیجه توسط روش کمترین مربعات خطا محاسبه می‌شوند (وکیلی‌فرد و همکاران، ۱۳۹۳).

بنابراین این پژوهش با وجود تفسیرهای تحلیلی مربوط به دو روش یاد شده، در پی این موضوع است که از میان دو پرتفوی سورتینو و مارکویتز، مطلوب‌ترین پرتفوی را برای افزایش اثربخشی

1. Neural Network
2. Support Vector Machines (SVM)
3. Wang et al
4. Petkovic et al

سرمایه‌گذاری انتخاب کند و برحسب ویژگی‌های استوار بر معیارهای سهام رشد و ارزشی، موثرترین الگوریتمِ سیستم‌های تحلیل ترکیبی را انتخاب کنند. در واقع این پژوهش به مدیران شرکت‌ها برای سرمایه‌گذاری کمک می‌کند تا با ارتقای سطح دانش تحلیلی، نسبت به تشکیل سبد سرمایه‌گذاری‌های اثربخش باهدف کسب بازده بیشتر اقدام کنند. وجودِ شیوه‌های سرمایه‌گذاری براساس ریسک و بازده، همواره یکی از مهمترین تفاوتها بین تصمیم‌های سرمایه‌گذاری سنتی با مدرن قلمداد می‌شود که به دلیل نبود دانش و اطلاعات تخصصی مدیران، گاهی مشاهده می‌شود، تشکیل پرتفولیو بدون هیچ استناج علمی صورت می‌پذیرد. بنابراین هدف این پژوهش پیش‌بینی اثربخشی تفاوتِ پرتفوی سورتینو و مارکویتز براساس الگوریتمِ سیستم‌های تحلیل ترکیبی است.

مبانی نظری

نظریه مدرن پرتفوی[1] و نظریه فرامدرن پرتفوی[2]

نظریه پرتفوی مدرن با این فرض شکل گرفت که سرمایه‌گذاران به‌طور ذاتی ریسک‌گریز هستند اما مطلوبیت نهایی آن‌ها با هم متفاوت است. این نظریه معتقد است که هیچ چیزی به‌عنوان سرمایه‌گذاری کامل وجود ندارد. چیزی که مهم است و باید موردتوجه قرار بگیرد، انتخاب یک راهبرد با بازده بالا، همراه با ریسک متناسب با بازده است (هو و همکاران[3]، ۲۰۱۰). این نظریه بر این موضوع تاکید می‌کند که ریسک جزء جدانشدنی سرمایه‌گذاری بیشتر است. نظریه مدرن پرتفوی یک نظریه استوار بر کارکرد ریسک است که براساس سنجش ریسک‌های سیستماتیک و غیرسیستماتیک می‌تواند از مدل‌های تک‌عاملی و مدلِ قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای یا مدلِ قیمت‌گذاری آربیتراژ استفاده کند. در مقابل نظریه فرامدرن پرتفوی ریسک نامطلوب را به عنوان شاخص اندازه‌گیری ریسک مطرح می‌کند. به عبارت دیگر، اگر ریسک، احتمال زیان تعریف شود، آنگاه تغییرات مطلوب (یعنی افزایش نرخ بازدهی دارایی مالی) به عنوان ریسک محسوب نمی‌شود و تنها آن دسته از مشاهده‌هایی که کمتر از میانگین نرخ بازدهی باشند، به عنوان ریسک محسوب می‌شوند. براین اساس نظریه فرامدرنِ پرتفوی با استفاده از نیم انحراف معیار[4] عبارتست از:

---

1. Modern Portfolio Theory
2. Post-Modern Portfolio Theory (PMPT)
3. Ho et al
4. Semistandard Deviation (SSD)

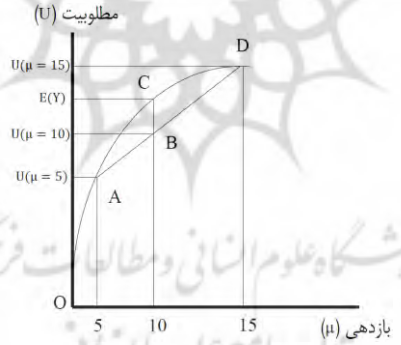
$$SSD = \sqrt[2]{\frac{\sum_{i=0}^{n}[Max\{0, (\overline{Y}_G - Y_{it})\}]^2}{n}}$$

باتوجه به مدل بالا، ابتدا باید میانگین مجموعه مشاهده‌ها محاسبه شود، سپس تنها واریانس مشاهده‌ها کوچکتر از میانگین برآورد تا از این طریق ریسک براساس نیم از انحراف معیار همسو با نظریه فرامدرن پرتفوی محاسبه شود (زایاکاتس و گِتس[1]، ۲۰۲۰).

مطلوبیت در انتخاب پرتفوی

چهارچوب نظریه مطلوبیت انتظاری ون نیومن–مورگن اشتاین[2]برای تصمیم‌گیری در مورد تشکیل سبد سرمایه‌گذاری همواره یکی از قابل اتکاترین نظریه‌ها شمرده می‌شود. چنانچه سرمایه‌گذار با دو پرتفوی X و Y همچون این پژوهش (پرتفوی سورتینو و مارکویتز) روبرو باشد، در این صورت انتخاب پرتفوی مناسب نیازمند استفاده از تابع مطلوبیت موردانتظار است (تامسون[3]، ۲۰۲۰). به عنوان مثال چنانچه فرض شود موقعیت Y با احتمال ۵۰٪ دارای بازده ۵٪ و با احتمال ۵۰ درصد دیگر ریسک ۱۵ درصدی به همراه خواهد داشت، یک فرد بدون اطلاع از تابع مطلوبیت شاید محافظه کارتر شده و براساس ریسک‌گریزی اقدام به تصمیم‌گیری می‌کند. برای این فرد تابع مطلوبیت به صورت زیر است:

نمودار ۱: تابع مطلوبیت انتخاب پرتفوی (منبع: وانگ[4]، ۱۹۹۹)



تابع مطلوبیت کل سرمایه‌گذار به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$U = F(\mu)$$

1. Ziakas & Getz
2. Von Neumann – Morgenstern Utility Function
3. Thompson
4. Wang

براساس این تابع موقعیت Y با بازده ۵ درصد برابر با U = (Y) است که برابر با نقطه شروع OA است. در مورد موقعیت تصادفی Y مطلوبیت انتظاری باید محاسبه شود.

$$E(u) = \sum W_i U(Y_i = a)$$

$$Eu(Y) = W_1 \times U(Y = 0/05) + W_2 \times U(Y = 0/15)$$

بنابراین مطلوبیت انتظاری در محاسبه بازده پرتفوی Y نقطه وسط پاره خط AD است. حال با برابرسنجی با بازده پرتفوی X می‌توان مطلوبیت مورد انتظار در انتخاب پرتفوی را برآورد کرد (فلاح‌پور و همکاران، ۱۳۹۳). اما نکته چشمگیر این است که ارزیابی سرمایه‌گذاری براساس تابع مطلوبیت صورت می‌گیرد که خود تابعی از ریسک و بازدهی پرتفوی‌ها بوده و چنانچه یک و یا بیش از یک پرتفوی تصادفی بوده و بازدهی آن به طور قطعی قابل‌تعیین نباشد مطلوبیت انتظاری پرتفوی‌ها مبنای تصمیم‌گیری قرار می‌گیرد:

$$E(U) = E[F(\mu, \sigma)]$$

مطلوبیت مورد انتظار ارتباط مثبت با بازدهی و ارتباط منفی با ریسک دارد. چنانچه پرتفویی مثل A در نظر گرفته شود، در فضای ریسک و بازدهی وضعیت مقایسه ای آن با سایر پرتفوی‌ها در نمودار بالا نشان داده شده است. کلیه نقاطی که در فضای B قرار دارند نشانگر ریسک بیشتر و بازدهی کمتر بوده، پس دارای سطح مطلوبیت کمتری در مقایسه با نقطه A است. نقاط واقع در فضای C معرف پروژه‌های با ریسک و بازدهی کمتر بوده و بنابراین سطح مطلوبیت آن‌ها قابل مقایسه با نقطه A نیست که براین مبنا دارای وضعیت توام با ابهام است. نقاط واقع در فضای D دارای کمترین ریسک و کمترین بازده در پرتفوی مورد نظر هستند بنابراین نسبت به نقطه A مرجع هستند (فیروزدهقان و همکاران، ۱۳۹۸).

سهام رشد و ارزشی

عرضه سهام به عنوان یکی از راه‌های تامین مالی شرکت‌ها در بازار سرمایه و بورس اوراق بهادار کشورها مطرح است که دارای چارچوب‌های مشخص و قوانین و آیین‌نامه‌های نظارتی مخصوص به خود است. سرمایه‌گذاران بالقوه هنگام تصمیم‌گیری در مورد معامله سهام به فاکتورهای مالی مهمی از جمله سود هر سهم، سودتقسیمی هرسهم، قیمت و رشد قیمت و بازده سهام توجه می‌کنند. در این میان سهام شرکت‌هایی که بازده آنها بیش از میانگین بازار باشد

انتظار می‌رود سهام آنها به قیمت بیشتری معامله شوند، اما این موضوع نمی‌تواند در همه شرایط صدق کند زیرا سهام شرکتی که با میانگین بازده بالا رشد و با قیمت بالایی معامله شود، ممکن است پایدار نباشد. از طرف دیگر سود پایدار اگرچه به میزان میانگین یا کمتر از میانگین بازار در سرمایه‌گذار این اطمینان را به وجود می‌آورد، در آینده حداقل با کاهش قیمت روبرو نخواهد شد. بنابراین سرمایه‌گذار با معامله دو نوع سهام روبرو می‌شود که آنها را سهام ارزشی[1] و رشدی[2] می‌نامند و برای انتخاب آنها به راهبردهای خاص خود نیاز دارد (صالحی و صالحی، ۱۳۹۵). هاگن[3] (۲۰۰۱) در تعریف سهام رشدی بیان کرد، سهام رشدی سهامی است که قیمت آن در مقایسه با جریان نقدی، سود، سود تقسیمی و ارزش دفتری فعلی، بالاتر از میانگین است. بنابراین، در بلندمدت سهام رشدی بازدهی کمتری نسبت به سهام ارزشی خواهد داشت، که باتوجه به معیارهای یادشده، قیمتی پایین‌تر از میانگین دارد. در تعریفی جامع می‌توان بیان کرد، سهام رشدی عبارت از سهام شرکت‌هایی است که دارای سود مثبت بالایی خواهند بود و این سود بالاتر از متوسط نرخ بازدهی متناسب با ریسک آنان است زیرا که سهام آنان پایین‌تر ارزش ذاتی ارزش‌گذاری شده است. سهام ارزشی، سهامی هستند که بنا به دلایلی، به غیر از امکان رشد سودهای بالقوه، پایین‌تر ارزش‌ذاتی قیمت‌گذاری شده‌اند (اسدی و اسلامی‌بیدگلی، ۱۳۹۳). طرفداران سهام رشدی معتقدند دلیل اصلی برای سرمایه‌گذار ی در این نوع سهام، سرمایه‌گذاری در رشد آیندهٔ سودهای شرکت است. بنابر این، خرید سهمی را در دستور کار قرار می‌دهند که انتظار می‌رود سود آن با سرعت کمابیش بالایی رشد کند. سرمایه‌گذاران رشدی درپی سهام شرکت‌هایی‌اند که در طول تاریخ، رشدی سریع‌تر از حد متوسط داشته‌اند. بنابراین، قابلیت رشد بالایی دارند. رشد با عواملی مانند افزایش سود یا میزان فروش شرکت اندازه‌گیری می‌شود. مدیران سهام رشدی تمایل دارند که هر سودی را انباشته و از پرداخت سود خودداری کنند، زیرا می‌خواهند دوباره هرگونه وجه نقد در دسترس را در مؤسسه سرمایه‌گذاری کنند. بنابراین، سرمایه‌گذاران رشدی، به طور عمده بازده سرمایه‌گذاری خود را از محل افزایش در قیمت‌های سهام به دست می‌آورند (کیستنر[4]، ۱۹۹۵). در مقابل سرمایه‌گذارانی که به دنبال ارزش‌اند، به پیش‌بینی‌های رشد آتی شرکت، استوار نیستند و سعی

1. Value Stock
2. Growth Stock
3. Haugen
4. Kistner

می‌کنند سهامی را شناسایی کنند که با قیمت‌هایی کمتر از ارزشی داد و ستد می‌شوند که عوامل بنیادی شرکت نشان می‌دهد. سهام ارزشی بیشتر از طرف تحلیل‌گران به عنوان سهامی با نسبت‌های (P/E) پایین با نسبت‌های (P/B) پایین شناخته می‌شوند. گر چه تعریف واضح و مشخصی از سهام رشدی و ارزشی وجود ندارد.

پیشینه پژوهش

آلیو و همکاران[1] (۲۰۲۰) پژوهشی تحت عنوان «مدل‌سازی فرصت‌های متنوع‌سازی مطلوبِ پرتفوی: تحلیل شاخص بزرگ سهام اروپا» انجام دادند. در این پژوهش از تکنیک‌های متنوع‌سازی سبد سهام برای شناسایی ریسک مرتبط با شش شاخص بزرگ سهام اروپا استفاده شده و بورس‌های این کشورها براساسِ ریسک و بازده باهم موردِ مقایسه قرار گرفتند. نتایج نشان فرصت‌های متنوع سازی مطلوب در پرتفوی براساس ریسک مهمترین کارکرد تصمیم‌های سرمایه‌گذاری است، چراکه باعث خواهد شد تا سطح بازده‌های آتی سبدهای تشکیل شده سرمایه‌گذاری از اثربخشی چشمگیرتری برخوردار باشد. وجید و داوود[2] (۲۰۱۹) پژوهشی تحت عنوان «بررسی هوشمند الگوریتم‌های ترکیبی در انتخاب پرتفوی سرمایه‌گذاری سهام عدالت اسلامی» انجام دادند. نتایج نشان داد، کاربردِ راهبردهای هوشمند بتا به سرمایه‌گذاران منفعل کمک می‌کند تا ساختار اوراق بهادار سهام را با استفاده از راهبردهای جایگزین مانند وزن‌بندی اساسی، مقادیر برابر و راهبردهای وزن کم ریسک مورد مقایسه قرار دهند تا از این طریق کارکردهای اثربخشی از بازده بیشتر در سرمایه‌گذاری را کسب کنند. فرهادیان (۱۳۹۹) پژوهشی تحت عنوان تأثیر تنوع بخشی پرتفوی بر عملکرد شرکت‌های هلدینگ براساس نظریه‌های مدرن و فرامدرن پرتفوی انجام دادند. به این منظور با استفاده از داده‌های آماری ۵۱ شرکت هلدینگ سهامی عام فعال در بورس اوراق بهادار تهران در سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۶ تأثیر تنوع‌بخشی پرتفوی بر عملکرد بر اساس نظریه‌های مدرن و فرامدرن پرتفوی بررسی شده است. برای این منظور، ابتدا متغیرهای پژوهش از لحاظ مانایی بررسی شدند، سپس از روش حداقل مربعات برای تجزیه و تحلیل داده و (GMM) و گشتاور تعمیم یافته (EGLS) تعمیم یافتهٔ برآوردی به منظور آزمون فرضیه‌ها استفاده شد. یافته‌ها نشان می‌دهد تنوع‌بخشی در شرکت‌های هلدینگ بر معیارهای عملکرد شرکت هم بر اساس نظریه‌های مدرن و هم بر اساس نظریه‌های

1. Aliu et al
2. Vajid and Davood

فرامدرن پرتفوی (جنسن، شارپ، ترینر، سورتینو، پتانسیل مطلوب، امگا و ترینر تعدیل شده و جنسن تعدیل) اثر مثبت و معناداری دارد. منصوریان و همکاران (۱۳۹۹) پژوهشی تحت عنوان طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی انجام دادند. برای این منظور، ابتدا یک مدل سرمایه‌گذاری کمی با استفاده از الگوریتم مومنتوم و مدل سرمایه‌گذاری بلندمدت در یک افق زمانی ۶ ساله با استفاده از داده‌های ماهانه سازمان بورس اوراق بهادار ایجاد کرده و سپس مجموعه‌ای از مدل‌های هوشمند (توابع کلی ، میانگین کلی و الگوریتم کلی با فیلترکالمن) ایجاد می‌شود که میزان سرمایه را با استفاده از الگوهای هوشمند برای به حداکثر رسانیدن بازده و جلوگیری از سرمایه‌گذاری در سهام‌های با بازده منفی محاسبه کرده و تخصیص بهینه سرمایه دهد که ساختار پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مرسوم داشته و می‌توان آن را جایگزین این روش‌ها کرد و به نتایج مطلوب‌تر دست یافت در نهایت نتایج نشان‌دهنده کارایی و بهینه‌بودن مدل پیشنهادی است.

روش پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و از نظر شیوه گردآوری داده از نوع پژوهش‌های نیمه تجربی پس رویدادی در حوزه پژوهش‌های اثباتی حسابداری است که با استفاده از مدل‌های ترکیبی ارائه شده انجام شده است. جامعه آماری مورد مطالعه در این پژوهش را شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران که در بازه زمانی ۱۳۹۳ تا ۱۳۹۷ مورد بررسی قرار گرفته است. پس به منظور انتخابِ نمونه پژوهش از روش غربالگری سیستماتیک استفاده شده است و شرکت‌هایی که مجموعه شرایط زیر را دارا باشند به عنوان نمونه انتخاب می‌شوند:

۱. شرکت‌هایی که تاریخ پذیرش آنها در سازمان بورس اوراق بهادار قبل از سال ۱۳۹۳ بوده و تا پایان سال ۱۳۹۷ نیز در فهرست شرکت‌های بورسی باشند.
۲. سال مالی آنها منتهی به پایان اسفند ماه باشد، چرا که به پژوهش کمک می‌کند تا داده‌های حسابداری شرکت‌های مختلف با یکدیگر قابل مقایسه شوند و اثرات تقویمی در مقایسه بین شرکت‌ها پیش نیاید.
۳. در سال‌های یادشده تغییر فعالیت یا تغییر سال مالی نداده باشند.
۴. جزء شرکت‌های سرمایه‌گذاری و واسطه‌گری مالی نباشند (شرکت‌های سرمایه‌گذاری به علت تفاوت ماهیت فعالیت با بقیه شرکت‌ها در جامعه آماری منظور نشدند).

۵. طول وقفه انجام معامله‌ها در این شرکت‌ها در دوره زمانی مذکور بیشتر از ۶ ماه نباشد.

با اعمال محدودیت‌های بالا تعداد ۱۰۲ شرکت به عنوان نمونه آماری پژوهش انتخاب شدند. داده‌های مورد نیاز شرکت‌های منتخب با مراجعه به صورت‌های مالی و یادداشت‌های توضیحی، همراه صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، موجود در سامانه کدال، پایگاه اینترنتی بورس اوراق بهادار و نیز از نرم‌افزار ره‌آورد نوین استخراج شد. برای تجزیه و تحلیل نهایی داده‌ها نیز از نرم‌افزار Matlab نسخه ۲۰۱۷ استفاده شده است.

هدف این پژوهش آزمون ساختارهای مختلفِ یک الگوریتم فرا ابتکاری برای پیش‌بینی اثربخشیِ انتخابِ تاثیرگذاترین پرتفوی با درنظر گرفتن داده‌هایِ ۱۰۲ شرکت بورس اوراق بهادار است. مهمترین پرسش کارایی سیستم‌های بالا در پیش‌بینی اثربخشی انتخابِ پرتفوی مناسبِ شرکت‌ها از میان دو پرتفوی سورتینو و مارکویتز است. پرسش دوم به بررسی این مساله می‌پردازد که کدام پرتفوی نتایج بهتری را در شرکت‌های مورد بررسی در هر صنعت در پی خواهد داشت و آیا امکان رسیدن به یک مدل واحد برای پیش‌بینی اثربخشی انتخاب پرتفوی مطلوب برقرار است یا خیر. پرسش سوم نیز امکان استخراج متغیرهای اثرگذار را در قالب تحلیل‌های پژوهش را مورد ارزیابی قرار می‌دهد.

متغیرهای پژوهش

پرتفوی مارکویتز

برای انتخاب پرتفوی بهینه، مارکویتز مدل «میانگین-واریانس» را ارائه داد که میانگین به عنوان معیاری از بازده و واریانس به عنوان معیاری از ریسک است و انحراف معیار و واریانس به عنوان معیار سنجش ریسک با فرض نرمال‌بودن توزیع نرخ بازدهی است (دالاگونل و همکاران[1]، ۲۰۰۹: ۷۲۹). این مدل در سال ۱۹۵۲ ارائه شد و مارکویتز بیان کرد، که سرمایه‌گذار افزون بر حداکثررساندن بازده (تا حدممکن)، خواستار مطمئن بودن بازدهی نیز هست، ولی برای روشنگری این استدلال خود، چنین می‌گوید «اگر سرمایه‌گذاران فقط در پی به حداکثر رساندن بازده موردانتظار بودند، تنها دریک نوع دارایی که دارای بیشترین بازده مورد انتظار است سرمایه‌گذاری می‌کردند» در صورتی که با یک نگاه گذرا می‌توان مشاهده کرد که سرمایه‌گذاران، صاحب «مجموعه‌ای از اوراق بهادار پرتفوی» هستند. در درست انگاری این

1. Dallagonol et al

رفتار می‌توان گفت که سرمایه‌گذاران به صورت هم‌زمان به دو پدیده ریسک و بازده، توجه می‌کنند. بنابراین سرمایه‌گذاران که در پی حداکثرکردن بازده مورد انتظار و حداقل‌کردن عدم اطمینان (یعنی ریسک) هستند، این دو هدف متضاد را پیش‌رو دارد که بایستی در برابر یکدیگر، متوازن شوند. یکی از نتایج جالبِ توجه این دو هدفِ متضاد، این است که سرمایه‌گذار بایستی از طریق خرید چندین نوع اوراق بهادار، تنوع‌بخشی کند (باپتیستا[1]، ۲۰۱۲). رویکرد مارکویتز در سرمایه‌گذاری، با تعریف دقیق‌تر مفهوم ارزش اولیه و ارزش پایانی، بهتر قابل‌تبیین است (طالب‌نیا و فتحی، ۱۳۸۹). در این مدل سهام یک شرکت به عنوان یک دارایی ریسکی مطرح می‌شود، چراکه، ثابت‌نبودن (تصادفی‌بودن) نرخ بازدهی کل (هفتگی، ماهیانه، سالانه) علت آن است. چون این نرخ‌ها باتوجه به زمان تغییر می‌کنند، بنابراین می‌توان برای آن‌ها تابع توزیع احتمال تشکیل داد و معیارهای موردنیاز مدل مارکویتز نظیر، میانگین، انحراف‌معیار، کواریانس و غیره را از آن به دست آورد. مدل مارکویتز برپایه فرضیه‌های زیر بیان شده است:

سرمایه‌گذاران ریسک گریزند و دارای مطلوبیت مورد انتظار افزایشی هستند و منحنی مطلوبیت نهایی ثروت آن‌ها کاهنده است. سرمایه‌گذاران سبد سرمایه خود را برمبنای میانگین واریانس مورد انتظار بازدهی انتخاب می‌کنند. بنابراین منحنی‌های بی‌تفاوتی آن‌ها تابعی از نرخ بازده و واریانس مورد انتظار است. هرگزینه سرمایه‌گذاری، تا بی‌نهایت بار، قابلِ تقسیم است. سرمایه‌گذاران در یک سطح مشخصی از ریسک، بازده بالاتری را ترجیح می‌دهند و بالعکس. براین مبنا سرمایه‌گذاران در انتخاب خود به دو عامل توجه می‌کنند:

- الف) بازده مورد انتظار بالا که عامل مطلوب است.
- ب) عدم اطمینان بازده که عامل نامطلوب است.

برای بدست آوردن انتخاب پرتفوی براساس روش مارکویتز که حداقل واریانس برای سطح خاصی از بازده است. مدل برنامه‌ریزی خطی زیر را داریم:

معادله (۱) $\text{Min } z = \delta_p^2$

معادله (۲) $\text{St. } \overline{R}_p = \sum_{j=1}^{n} W_j \overline{R}_j$

معادله (۳) $\sum_{j=1}^{n} W_j = 1$

$W_j > 1$

1 Baptista

که در آن:

W_j وزن مربوط به سهم i ام در سبد سهام؛ $\overline{R}_p$ بازدهی مورد انتظار سبد سهام؛ $\overline{R}_j$ بازدهی سهام i ام؛ δ_p^2 واریانس بازده سبد سهام. واریانس بازده سبد سهام طبق معادله (۴) زیر محاسبه می‌شود:

$$\delta_p^2 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_i w_j \mathrm{cov}(\bar{r}_i, \bar{r}_j) \qquad \text{معادله (۴)}$$

پرتفوی سورتینو[1]

اگر در ارزیابی عملکرد به جای انحراف معیار (SD) از پیمانه ریسک نامطلوب استفاده شود، شاخص سورتینو حاصل می‌شود. در واقع اگر X را متغیر بازدهی پرتفوی و تابع $f(x)$ را تابع چالگی احتمال این متغیر و از طرفی μ میانگین و r نرخ بازدهی قابل قبول یا MAR باشد، آگاه شاخص سورتینو را می‌توان به صورت زیر نشان داد (ماموغلی و دابوسی[2]، ۲۰۰۸)

$$SOR = \frac{(\mu - r)}{\sigma} \qquad \text{معادله (۵)}$$

که در آن:

σ نیم انحراف معیار بازدهی‌ها زیر نرخ هدف می‌باشد و عبارتست از:

$$\sigma^2 = \int_{-\infty}^{r} (r - x)^2 f(x)dx \qquad \text{معادله (۶)}$$

برای آزمون فرضیه‌های پژوهش، باتوجه به ماهیت فرضیه‌ها، روش‌های آماری متفاوتی استفاده شد. در آزمون فرضیه اول به منظور جداسازی بهتر دو پرتفوی مارکویتز (X) و سورتینو (Y) برای انتخاب و سرمایه‌گذاری، سهام به پنج دسته سهام ارزشی تا سهام رشدی دسته‌بندی شد. برای دسته‌بندی سهام از (K1) تا (K5) استفاده شد، به گونه‌ای که سهام ارزشی (K1) و سهام رشدی (K5) مورد توجه قرار گرفت. نحوه جداسازی سهام هم براساس نسبت‌های تعریف شده، محاسبه شد به گونه‌ای که آن دسته از سهامی که نسبت‌های پایین‌تری دارند، سهام ارزشی هستند و دارای بازدهی بالاتری نسبت به سهام رشدی هستند. پس از آن به منظور جداسازی میان دو پرتفوی موردتوجه در این پژوهش از الگوریتم فرابتکاری براساسِ معیارِ وزن‌های تصادفی و مساوی به‌طور جداگانه استفاده شد. وزن‌های مساوی براساس مدل فاما و فرنچ (۱۹۹۲)، پس از

1. Sortino Ratio
2. Mamoghli & Daboussi

آنکه سهام شرکت‌های مورد بررسی در هر پنجک انتخاب شدند، کلیه سهام دارای پنجک با وزن مساوی، در پرتفوهای موردنظر این پژوهش یعنی مارکویتز (X) و سورتینو (Y) جای گرفتند. به این ترتیب در هرسال یک پرتفوی رشد و یک پرتفوی ارزشی تشکیل شد. همچنین وزن‌های تصادفی ابتدا به وسیله‌ی یک بردار مقادیر تصادفی برمبنای تعداد سهام شرکت‌های مورد بررسی در قالب هرپنجک تشکیل داده شد، سپس مقادیر استاندارد شدند و به عبارتی جمع تمام مولفه‌ها بردار برابر یک شدند که پرتفوی‌ها با وزن‌های تصادفی مورد بررسی قرار گرفتند، علت این کار این بود که باتوجه به حجیم‌شدن تعداد پرتفوی‌های تشکیل شده در یک سال و در بازه زمانی پژوهش، همه پرتفوی‌ها ناگزیر با وزن مساوی تشکیل نشدند. به عبارت دیگر، هر سال ده پرتفوی رشد و ده پرتفوی ارزشی با وزن‌های تصادفی ساخته شد و باتوجه به دوره زمانی ۵ ساله، ۵۰ پرتفوی به صورت تصادفی برای مقایسه ایجاد شدند. این روش دو برتری دارد. اول اینکه تعداد نمونه را افزایش می‌دهد، دوم اینکه نشان می‌دهد که آیا انتخاب پرتفوی ارزشی یا رشدی با هروزنی از سهام تفاوت عملکرد دارد. باید اشاره شود که از آنجاکه وزن سهام در پرتفوی‌ها تصادفی است با هربار اجرای برنامه ممکن است، اعداد بازدهی و انحراف استاندارد اندکی تفاوت کند، این تفاوت چندان در تحلیل نتایج اهمیت ندارد. براین مبنا می‌بایست مولفه‌های جداسازی سهام ارزش و سهام رشدی به عنوان مبنای انتخاب پرتفوی مناسب تعیین شود.

جداسازی سهام ارزشی و سهام رشدی

در این پژوهش به صورت اقتباسی و با پیروی از پژوهش‌های مختلفی همچون دوئرینگ و همکاران[1] (۲۰۱۹)، هوبنر و لیجیئون[2] (۲۰۱۷) و کارازو و همکاران[3] (۲۰۱۰) از ۷ معیارِ ارزش دفتری به قیمت بازار سهام (B/P)؛ نسبت سود به قیمت سهم (E/P)؛ نسبت جریان‌های نقد به قیمت سهام (CF/P)؛ نسبت بدهی به جمع دارایی‌ها (TD/TA)؛ نسبت دارایی‌های ثابت به جمع دارایی‌ها (FA/TA)؛ نسبت فروش به کل دارایی‌ها (S/TA) و نسبت سودخالص به کل دارایی‌ها (NP/TA) استفاده شده است. نکته قابل‌توجه این است که برای محاسبهٔ هر کدام از نسبت‌ها، از داده‌های ترازنامه‌ای سال t-1 و نخستین دادهٔ قیمت پس از ۳۱ تیر ماه سال t استفاده می‌شود. بر

1. Doering et al
2. Hubner & Lejeune
3. Carazo et al

این اساس شرکت‌ها هر کدام از نسبت‌های منفرد به پنج دسته تقسیم می‌شوند. شرکت‌هایی که نسبت‌های با بیشترین مقدار دارند شرکت‌های ارزشی و شرکت‌هایی که در دسته نسبت‌های با کمترین مقدار قرارمی گیرند، شرکت‌های رشدی خواهند بود.

جدول ۱: مبنای سنجش معیارهای جداسازی سهام رشدی و ارزشی

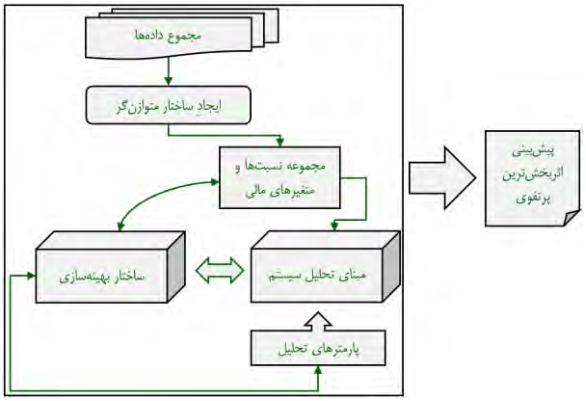
نام معیار	اختصار	مبنا	نحوه‌ی سنجش	منبع
نسبت ارزش دفتری به قیمت بازار سهام	(B/P)	A1	تقسیم ارزش دفتری هر سهم در پایان سال مالی بر ارزش بازار سهام	هوبنر و لیجیئون (۲۰۱۷)
نسبت سود به قیمت سهم	(E/P)	A2	تقسیم سود هر سهم در پایان هر سال بر قیمت بازار	دوئرینگ و همکاران (۲۰۱۹)
نسبت جریان‌های نقد به قیمت سهام	(CF/P)	A3	تقسیم جریان نقد عملیاتی هر سهم در سال بر قیمت سهام	هوبنر و لیجیئون (۲۰۱۷)
نسبت بدهی به جمع دارایی ها	(TD/TA)	A4	تقسیم کل بدهی‌ها به جمع کل دارایی‌های	کارازو و همکاران (۲۰۱۰)
نسبت دارایی‌های ثابت به جمع دارایی‌ها	(FA/TA)	A5	تقسیم کل دارایی‌های ثابت به جمع کل دارایی‌ها	کارازو و همکاران (۲۰۱۰)
نسبت فروش به کل دارایی‌ها	(S/TA)	A6	تقسیم کل فروش به جمع کل دارایی‌ها	کارازو و همکاران (۲۰۱۰)
نسبت سود خالص به کل دارایی‌ها	(NP/TA)	A7	تقسیم سودخالص به جمع کل دارایی‌ها	دوئرینگ و همکاران (۲۰۱۹)

پیش پردازش

باتوجه به برابرنبودنِ تعداد پرتفوی‌های سورتینو و مارکویتز، نیاز است تا با اعمال یک ساختار متوازن‌گر (متعادل‌کننده) تعداد شرکت‌های مورد بررسی را از نظر دو پرتفوی بالا برابر کرد. در صورت ورود داده‌ها بدون بهره‌گیری از فرآیند متوازن‌کنندگیِ داده‌ها، فرآیندِ تحلیل سیستم گروهی را با دقت بالا و گروه مقابل را به دلیل پایین بودن تعداد نمونه‌های ورودی با دقت پایین‌تری مورد تشخیص قرار خواهد داد. بنابراین همانطور که توضیح داده شد، براساس جداسازی سهام ارزشی و سهام رشدی (شرکت‌هایی که نسبت‌های با بیشترین مقدار دارند شرکت‌های ارزشی و شرکت‌هایی که در دسته نسبت‌های با کمترین مقدار قرار می‌گیرند، شرکت‌های رشدی خواهند بود) اقدام به ایجاد توازن در پرتفوی‌های سورتینو و مارکویتز شده است.

ساختار انجام تحلیل در الگوریتمِ تحلیل‌های ترکیبی

در این پژوهش ساختار کلی فرآیند تحلیل در قالب شکل ۲ است.



شکل ۲: ساختار کلی فرایند پژوهش

براساس این ساختار، الگوریتم‌های تحلیل ترکیبی اقدام به بهینه‌سازی ترکیب ورودی‌های سیستم (۷ معیار جداسازی سهام رشدی و ارزشی) و پارامترهای تحلیل می‌کند. در هر قدم برای اندازه‌گیری الگوریتم بهینه‌سازی از ۵۰ بار تکرار ساختار (هرسال ده پرتفوی رشد و ده پرتفوی ارزشی با وزن‌های تصادفی ساخته شد و باتوجه به دوره‌ی زمانی ۵ ساله، ۵۰ پرتفوی به صورت تصادفی در قالبِ ۵ تکرار موازی اعتبارسنجی ضربدری ۱۰ بخشی) استفاده شده است. بازه‌های بهینه‌سازی مقادیر پیش‌فرض ارائه شده توسط ارائه‌دهندگان الگوریتم‌های بهینه‌سازی در زیر ارائه شده است. شایان یادآوری است بازه‌های بهینه‌سازی مدل‌های طبقه‌بندی بر پایه نظرخواهی از خبرگان و سعی و خطا انتخاب شده و امکان بررسی سایر بازه‌ها در مطالعات آتی برقرار است.

الف) ماشین بردار پشتیبان[1]: این تحلیل به عنوان یکی از ابعاد فرا ابتکاری برای مسائل طبقه‌بندی و جداسازی مورد استفاده است. به عبارت دیگر، این تحلیل مبنایی برای دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌کند، خطی را انتخاب کند که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادلهٔ پیداکردنِ خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش‌های «QP»[2] که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل محدودیت‌دار هستند صورت می‌گیرد.

1. Support Vector Machines (SVM)
2. Quadratic Programming

ماشین‌بردار پشتیبان «SVM» داده‌ها را به صورت بردار پردازش می‌کنند و همواره در میان تمام ابر صفحاتی که داده‌ها را تفکیک می‌کنند، آن اَبرصفحه را بر می‌گزینند که بیشترین تفکیک‌پذیری یا بیشترین اندازهٔ حاشیه را میان داده‌های کلاس‌های مختلف حاصل کنند. ابرصفحه مطلوب طوری انتخاب می‌شود که فاصلهٔ آن از نزدیک‌ترین داده بیشینه شود. به نزدیکترین نقاط آموزشی به حداکثر حاشیهٔ ابرصفحه، بردارهای پشتیبان گفته می‌شود. چنین ابر صفحه‌ای در صورت وجود، ابرصفحهٔ با حاشیهٔ بیشینه خوانده می‌شود. اگر نقاط آموزشی را به صورت $[x_i, y_i]$ بردار ورودی را $x_i \in R_n$ و ارزش طبقه را $y_i \in \{-1,1\}$ ؛$i = 1, \dots, l$ تعریف شود، آنگاه در حالتی که داده‌ها به صورت خطی قابل جداسازی هستند، قواعد تصمیم‌گیری تعریف می‌شود و با یک صفحهٔ بهینه که طبقات تصمیم‌گیری باینری را جداسازی می‌کند، به صورت رابطهٔ (۱) خواهد بود.

$$y = \mathrm{Sign}\left(\sum_{i=1}^{N} y_i a_i \,(X.X_i) + b\right)$$ رابطه (۱)

که در آن: y خروجی معادله؛ y_i ارزش طبقه نمونه‌ی آموزشی؛ x_i نشان‌دهنده‌ی ضریب داخلی است. بردار $x = (x_1, x_2, \cdots x_n)$ نشان‌دهنده‌ی یک داده ورودی و بردارهای $x_i : i = 1, \cdots, NX_i$ بردارهای پشتیبان هستند. در رابطه (۱) پارامترهای b و a_i تعیین کننده‌ی اثربخشی هستند. اگر داده‌ها به صورت خطی قابل‌جداسازی نباشند، رابطهٔ (۱) به صورت رابطهٔ (۲) تغییر می‌یابد.

$$Y = \mathrm{Sign}\left(\sum_{i=1}^{N} y_i a_i \,K(X.X_i) + b\right)$$ رابطه (۲)

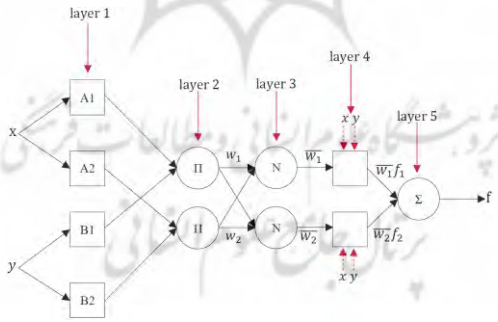
تابع $K(X.X_i)$ تابع کرنلی است که برای ایجاد ماشین‌هایی با انواع مختلفی از سطوح تصمیم‌گیری غیرخطی در فضای داده‌ها، ضرب‌های داخلی تولید می‌کند (فلاح‌پور و همکاران، ۱۳۹۲). برای مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (فرضیه اول) از کرنل‌های مختلفی استفاده می‌شود که عبارتند از خطی، درجه دوم، گوسی و چند جمله‌ای. معمولاً تابع کرنل گوسی شعاعی[1] برای پیش‌بینی عملکرد بهتری دارد (۱۸). معادله این تابع کرنل به صورت رابطه (۳) است:

$$K(X.X_i) = exp\left(\frac{\|x_i - y_i\|^2}{2\sigma^2}\right)$$ رابطه (۳)

1. Gaussian Radial Basis Kernel Function (RBF)

بعد از واردکردن داده‌های شرکت‌ها به الگوریتم SVM، این الگوریتم ضرایب آلفای مدل σ را بدست می‌آورد و سپس داده‌هایی که الگوریتم، تاکنون آن‌ها را برآورد نکرده است به مدل اعمال می‌کند تا دقت پیش‌بینی اندازه‌گیری شود (صالحی و امینی‌فرد، ۱۳۹۱) و سپس براساس سه معیار MSE ارزیابی مدل؛ MAE میانگین قدرمطلق خطا و R^2 ضریب‌تعیین سطح تفاوتِ پرتفوی‌ها مشخص می‌شود.

سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر[1] (ANFIS): سامانه استنتاج تطبیقی فازی–عصبی یک سامانه هیبریدی است که مرکب از توانایی تصمیم‌گیری منطق فازی با قابلیت حسابگری شبکه عصبی است و سطح پیچیده و بالایی را برای مدل‌کردن و تخمین پیشنهاد می‌کند. این سامانه از برتری‌های هر دو مدل برخوردار است، به این معنی که از خصوصیت آموزش‌پذیری شبکه‌های عصبی و قدرت تصمیم‌گیری بالای سامانه‌های فازی در شرایط عدم اطمینان و قطعیت بهره می‌گیرد. مدل یاشده از دو الگوریتم پس انتشار خطا و روش ترکیبی (ترکیبی از روش گرادیان نزولی و روش حداقل مربعات خطا) برای آموزش شبکه استفاده می‌کند که می‌تواند پیچیدگی الگوریتم را کاهش داده و همزمان یادگیری شبکه را بهبود بخشد (نصرالله‌سروآغاجی و همکاران، ۱۳۹۵). همچنین سامانه استنتاج فازی مورد استفاده در آن، مدل سوگینو است که برای استخراج قوانین فازی و خروجی سامانه از آن استفاده می‌شود (سینگ و همکاران، ۲۰۱۲). سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) یک سیستم استنتاج فازی دارای دو ورودی x و یک خروجی F فرض شده است که در شکل ۳ مشخص است.



شکل ۳: سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS)

1. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

براساس شکل بالا، برای نمایش نحوه عملکرد گره‌های مختلف از اشکال دایره و مربع استفاده شده است که هر گره مربع شکل یک گره تطبیقی با پارامترهای قابل تنظیم بوده و هر گره دایرهای شکل به عنوان یک گره ثابت شناخته می‌شود. در لایه اول مقادیر ورودی‌ها با مقادیر توابع عضویت متناظر با خود مقایسه می‌شوند و میزان تطابق هر ورودی با تابع عضویت متناظر با خود به عنوان خروجی گره انتخاب می‌شود. براین اساس برای مرتبه اول مدل فازی سوگنو، یک قانون شامل مجموعه‌ای دو فازی If − Then به شرح رابطه (۴) و رابطه (۵) آورده شده است:

$Rule\ 1: if\ x\ is\ A_1 and\ y\ is\ then\ f_1 = p_1x + q_1y + r_1$ رابطه (۴)

$Rule\ 2: if\ x\ is\ A_2 and\ y\ is\ then\ f_2 = p_2x + q_2y + r_2$ رابطه (۵)

گره در موقعیت i ام از لایه k ام به عنوان $O_{k,i}$ نشان داده شده و توابع گره در همان لایه از همان خانواده تابع به شرح زیر است:

لایه ۱ لایه ورودی است و هر گره i ام در این لایه یک گره مربعی با یک تابع عضویت است که در رابطه (۶) و رابطه (۷) ارائه شده است:

$O_{1,i} = \mu A_i(x) \quad for\ i = 1,2$ رابطه (۶)

$O_{1,i} = \mu B_{i-2}(y) \quad for\ i = 3,4$ رابطه (۷)

$O_{1,i}$تابع عضویت A_i است. تابع عضویت گوسین ورودی رابطه (۸) حداکثر برابر با ۱ و حداقل برابر با صفر است. شواهد تجربی و آنالیز داده‌ها نشان می‌دهند که این توزیع در پیش‌بینی مطلوبیت و اثربخشی پرتفوی کمابیش پایدار و مقعول عمل می‌کند.

$\mu A_i(x) = e^{\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$ رابطه (۸)

در رابطه بالا c میانگین و σ واریانس تابع عضویت است. هر گره در لایه ۲، گره‌ای دایره‌ای است که دارای برچسب (عملکرد نورم) است. ضرب سیگنال ورودی توسط رابطه (۹) بیان می‌شود:

$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y) \quad for\ i = 1,2$ رابطه (۹)

هر گره در لایه ۳، با برچسب دایره‌ای در شکل () نشان داده است. وزن‌ها در این مسیر به صورت نرمال به رابطه (۱۰) در می‌آیند:

رابطه (۱۰) $O_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1+w_2} \quad for\ i = 1,2$

هر گره در لایه ۴، وارد تابع عضویت مربوط به همان گره می‌شود (رابطه ۱۱)

رابطه (۱۱) $O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i}(p_i x + q_i y + r_i) \quad for\ i = 1$

که در آن p_1؛ q_1 و r_1 متغیر هستند. در این لایه یک گره دایره با برچسب المان سیگما وجود دارد که خروجی نهایی برابر مجموعه ورودی‌هاست (رابطه ۱۲)

رابطه (۱۲) $O_{5,i} = \sum_{i=1}^{2} \overline{w_i} f_i = \frac{\sum i=1 w_i f}{\sum i=1 w_i}$

باتوجه به توضیح‌های داده شده باید بیان کرد با استفاده از ساختارهای احتمالی شبکه عصبی و بردار پشتیبان (بهره‌گیری از برداری‌سازی [1]) امکان ارائه بهترین و اثربخش‌ترین انتخاب پرتفوی در مدل‌های بالا برقرار است، که برحسب نوع داده‌های شرکت‌های مورد بررسی تفاوت معنادار آن می‌تواند به عنوان مبنایی برای پیش‌بینی اثربخش‌ترین ابزار پرتفوی مورد استفاده قرار گیرد.

فرضیه‌های پژوهش

۱. پرتفوی سورتینو (X) براساس الگوریتم فرا ابتکاری تفاوت معناداری با پرتفوی مارکویتز (Y) دارد.
۲. دقت سیستم تحلیل استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) نسبت به دقت سیستم تحلیل ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای انتخاب اثربخش‌ترین پرتفوی از میان پرتفوی سورتینو و مارکویتز، بالاتر است.

ابزار پژوهش

برای طراحی ساختار اصلی سیستم از نرم افزار MATLAB نسخه R2018b بهره گرفته شده است. برای گزارش‌گیری استاندارد از سیستم VBA[2] در محیطی Microsoft Excel 2013 و ارتباط بین دو نرم‌افزار کدنویسی شده است. افزون بر موارد بالا برای بهبود عملکرد و کارایی در سیستم بخش‌هایی از زبان جاوا[3] در محیط MATLAB استفاده شده است. همچنین به منظور ارتباط با پایگاه داده و تبدیل و انتقال داده‌ها از SQL Server 2014 بهره برده شده است.

---

1. Vectorization
2. Visual basic for Applications (VBA)
3. Java

یافته‌های پژوهش

به منظور تبیین بهتر تفاوت پرتفوی‌های مورد بررسی در این بخش از مجموع ۱۰۲ شرکت انتخاب شده به عنوان حجم نمونه، ۱۴ شرکت با سطح سرمایه‌گذاری بالا را در هر دو روش مارکویتز و سورتینو به مقایسه می‌کنیم:

جدول ۲: مقایسه پرتفوی مارکویتز و سوتیتز

ردیف	نام شرکت	نماد	نام صنعت	پرتفوی سورتینو	پرتفوی مارکویتز
۱	صنعتی پارس خزر	لخزر	ماشین آلات و تجهیزات	۰/۰۷۴	۰/۲۱۱
۲	ایران خودرو	خودرو	خودرو و ساخت قطعات	۰/۱۰۸	۰/۴۱۹
۳	پارس خودرو	خپارس	خودرو و ساخت قطعات	۰/۱۰۵	۰/۳۴۸
۴	آهنگری تراکتور	خاهن	خودرو و ساخت قطعات	۰/۰۹۵	۰/۳۱۷
۵	شرکت ایران خودرو دیزل	خاور	خودرو و ساخت قطعات	۰/۱۱۱	۰/۳۸۷
۶	سایپا شیشه	کساپا	سایر محصولات کانی غیرفلزی	۰/۱۳۲	۰/۱۴۲
۷	چینی ایران	کچینی	کاشی و سرامیک	۰/۰۷۶	۰/۲۰۵
۸	جام دارو	فجام	ساخت محصولات فلزی	۰/۰۴۱	۰/۱۳۷
۹	پارس دارو	دپارس	مواد و محصولات دارویی	۰/۰۴۹	۰/۱۹۲
۱۰	دوده صنعتی پارس	شدوص	محصولات شیمیایی	۰/۰۷۷	۰/۱۷۲
۱۱	ریخته گری تراکتور	ختراک	خودرو و ساخت قطعات	۰/۰۵۳	۰/۱۸۳
۱۲	سرماآفرین	لسرما	ماشین آلات و تجهیزات	۰/۱۰۲	۰/۱۵۸
۱۳	سیمان مازندران	سمازن	سیمان، آهک و گچ	۰/۱۱۲	۰/۲۴۶
۱۴	پارس مینو	غپینو	محصولات غذایی و آشامیدنی	۰/۰۵۵	۰/۱۱۴

براساس اطلاعات ۱۴ شرکت ارائه شده، بالاترین پرتفوی مربوط به پرتفوی مارکویتز و بیشترین سهم مربوط به پرتفوی سرمایه‌گذاری مربوط به شرکت ایران خودرو با پرتفوی ۰/۴۱۹ است که باتوجه به اینکه از میانگین تعداد سال‌های مورد بررسی استفاده شده است، عملا نوساناتی ممکن است در عملکرد سهام این شرکت در سال‌های مورد بررسی وجود داشته باشد. همچنین پایین‌ترین سهم شرکت‌های مورد بررسی در پرتفوی‌های سرمایه‌گذاری مربوط به شرکت جام دارو در صنعت ساخت محصولات فلزی با پرتفوی ۰/۰۴۱ است.

جدول ۳: درصد پرتفوی مارکویتز و سوتینز

ردیف	نام شرکت	نماد	نام صنعت	درصد پرتفوی سورتینو	درصد پرتفوی مارکویتز
۱	صنعتی پارس خزر	لخزر	ماشین آلات و تجهیزات	۳۵/۹٪	۱۱/۱۴٪
۲	ایران خودرو	خودرو	خودرو و ساخت قطعات	۰۹/۰۱۸٪	۱۲/۴۹٪
۳	پارس خودرو	خپارس	خودرو و ساخت قطعات	۷۳/۸٪	۱۳/۱۵٪
۴	آهنگری تراکتور	خاهن	خودرو و ساخت قطعات	۴۰/۴٪	۱۹/۸٪
۵	شرکت ایران خودرو دیزل	خاور	خودرو و ساخت قطعات	۰۶/۱۲٪	۱۳/۲۲٪
۶	سایپا شیشه	کساپا	سایر محصولات کانی غیر فلزی	۹۵/۳٪	۵۴/۱۰٪
۷	چینی ایران	کچینی	کاشی و سرامیک	۱۸/۶٪	۶۲/۱۳٪
۸	جام دارو	فجام	ساخت محصولات فلزی	۱۷/۲٪	۰۳/۶٪
۹	پارس دارو	دپارس	مواد و محصولات دارویی	۶۵/۲٪	۱۰/۷٪
۱۰	دوده صنعتی پارس	شدوص	محصولات شیمیایی	۳۴/۷٪	۴۲/۱۵٪
۱۱	ریخته گری تراکتور	ختراک	خودرو و ساخت قطعات	۴۴/۳٪	۲۱/۱۰٪
۱۲	سرماآفرین	لسرما	ماشین آلات و تجهیزات	۳۷/۱۰٪	۵۹/۱۸٪
۱۳	سیمان مازندران	سمازن	سیمان، آهک و گچ	۶۱/۱۱٪	۰۵/۱۹٪
۱۴	پارس مینو	غپینو	محصولات غذایی و آشامیدنی	۱۶/۴٪	۱۳/۱۰٪

براساس مقایسه درصدهای پرتفوی نیز مشخص شد، بالاترین میزان درصد پرتفوی مربوط به شرکت صنعتی ایران خودرو با ۴۹/۱۲٪ است. این نتیجه نشان می‌دهد در بازه زمانی پژوهش در بیشتر سبدهای سرمایه‌گذاری شرکت ایران خودرو درصد متناسبی از سرمایه‌گذاری را به خود اختصاص داده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

تحلیل استنباطی

همانطور که در قسمت سوم پژوهش توضیح داده شد، در آزمون فرضیه اول به منظور جداسازی بهتر دو پرتفوی مارکویتز (X) و سورتینو (Y) برای انتخاب و سرمایه‌گذاری، سهام به پنج دسته سهام ارزشی تا سهام رشدی دسته‌بندی شدند. برای دسته‌بندی سهام از (K1) تا (K5) استفاده شد، به گونه‌ای که سهام ارزشی (K1) و سهام رشدی (K5) مورد توجه قرار گرفت. شیوه جداسازی سهام

هم براساس نسبت‌های تعریف شده، محاسبه شد و به گونه‌ای که آن دسته از سهامی که نسبت‌های پایین‌تری دارند، سهام ارزشی هستند که دارای بازدهی بالاتری نسبت به سهام رشدی هستند. پس از آن به منظور جداسازی بین دو پرتفوی موردتوجه در این پژوهش از الگوریتم فرابتکاری براساسِ معیارِ وزن‌های تصادفی و مساوی به‌طور جداگانه استفاده شد. وزن‌های مساوی براساس مدل فاما و فرنچ (۱۹۹۲)، پس از آنکه سهام شرکت‌های مورد بررسی در هر پنجک انتخاب شدند، کلیه سهام دارای پنجک با وزن مساوی، در پرتفوهای موردنظر این پژوهش یعنی مارکویتز (X) و سورتینو (Y) جای گرفتند. به این ترتیب در هرسال یک پرتفوی رشد و یک پرتفوی ارزشی تشکیل شد. همچنین وزن‌های تصادفی ابتدا به وسیله‌ی یک بردار مقادیر تصادفی برمبنای تعداد سهام شرکت‌های مورد بررسی در قالب هر پنجک تشکیل داده شد، سپس مقادیر استاندارد شدند و به عبارتی جمع تمام مولفه‌ها بردار برابر یک شدند که پرتفوی‌ها با وزن‌های تصادفی مورد بررسی قرار گرفتند، علت این کار این بود که باتوجه به حجیم‌شدن تعداد پرتفوی‌های تشکیل شده در طول یک سال و در بازه زمانی پژوهش، همه پرتفوی‌ها ناگزیر با وزن مساوی تشکیل نشدند. به عبارت دیگر، هر سال ده پرتفوی رشد و ده پرتفوی ارزشی با وزن‌های تصادفی ساخته شد و باتوجه به دوره‌ی زمانی ۵ ساله، ۵۰ پرتفوی به صورت تصادفی برای مقایسه ایجاد شدند. بنابراین باتوجه به فرضیه اولِ پژوهش که تفاوتِ معنادارِ پرتفوی سورتینو (X) با پرتفوی مارکویتز (Y) را براساس الگوریتم فرا ابتکاری مورد بررسی قرار می‌دهد، جدول ۴ نتایج این فرضیه را براساس جداسازی سهام رشدی و سهام ارزشی نشان می‌دهد.

جدول ٤: آزمون فرضیه اول

پرتفوی	Fold	معیارها	K1	K2	K3	K4	K5	MSE	MAE	R^2
پرتفوی سورتینو (X)	۱	وزن‌های مساوی	۰/۲۴۹	۰/۲۳۳	۰/۳۴۶	۰/۵۱۸	۰/۵۳۹	۰/۰۳۹	۰/۱۶۹	۰/۵۳۴
		وزن‌های تصادفی	۰/۶۱۲	۰/۳۶۳	۰/۴۲۱	۰/۶۱۱	۰/۷۱۴			
	۲	وزن‌های مساوی	۰/۰۱۲	۰/۰۰۹	۰/۰۵۶	۰/۱۵۴	۰/۱۱۶	۰/۰۴۲	۰/۱۷۳	۰/۶۴۱
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۹۳	۰/۱۲۴	۰/۱۴۷	۰/۱۸۹	۰/۱۵۶			
	۳	وزن‌های مساوی	۰/۰۰۷	۰/۰۱۲	۰/۰۳۵	۰/۰۴۴	۰/۰۲۴	۰/۰۳۱	۰/۱۵۲	۰/۴۴۳
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۴۷	۰/۰۶۳	۰/۰۷۸	۰/۰۵۲	۰/۱۰۱			
	۴	وزن‌های مساوی	۰/۴۸۷	۰/۲۶۳	۰/۲۷۵	۰/۴۱۲	۰/۴۳۹	۰/۰۵۳	۰/۱۸۹	۰/۶۸۷
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۷۸	۰/۳۰۹	۰/۲۷۲	۰/۲۱۸	۰/۳۶۷			
	۵	وزن‌های مساوی	۰/۰۶۴	۰/۰۱۴	۰/۰۷۰	۰/۰۸۸	۰/۱۱۱	۰/۰۳۷	۰/۱۴۸	۰/۴۸۵
		وزن‌های تصادفی	۰/۱۴۵	۰/۰۹۸	۰/۱۲۲	۰/۱۳۹	۰/۲۰۲			
	۶	وزن‌های مساوی	۰/۰۱۹	۰/۰۱۰	۰/۰۳۸	۰/۰۲۷	۰/۰۶۴	۰/۰۵۵	۰/۱۹۳	۰/۶۹۴

پرتفوی	Fold	معیارها	K1	K2	K3	K4	K5	MSE	MAE	R^2
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۸۰	۰/۰۵۳	۰/۰۴۴	۰/۰۶۳	۰/۰۵۲			
	۷	وزن‌های مساوی	۰/۲۴۲	۰/۲۱۷	۰/۲۸۹	۰/۳۱۵	۰/۵۴۸	۰/۰۴۱	۰/۱۶۹	۰/۶۰۳
		وزن‌های تصادفی	۰/۲۶۴	۰/۲۰۴	۰/۲۵۶	۰/۳۴۱	۰/۶۴۷			
	۸	وزن‌های مساوی	۰/۰۸۴	۰/۰۱۵	۰/۰۷۶	۰/۰۶۸	۰/۱۸۳	۰/۰۵۴	۰/۱۸۶	۰/۶۵۴
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۴۶	۰/۰۲۲	۰/۰۶۵	۰/۰۶۱	۰/۱۷۲			
	۹	وزن‌های مساوی	۰/۰۱۳	۰/۰۰۸	۰/۰۴۳	۰/۰۳۱	۰/۰۷۴	۰/۰۴۶	۰/۱۷۴	۰/۶۶۵
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۴۲	۰/۰۳۹	۰/۰۶۲	۰/۰۵۹	۰/۰۹۲			
	۱۰	وزن‌های مساوی	۰/۰۶۱	۰/۰۱۲	۰/۰۶۹	۰/۰۸۳	۰/۱۰۶	۰/۰۶۱	۰/۱۹۸	۰/۷۰۲
		وزن‌های تصادفی	۰/۱۳۹	۰/۰۹۴	۰/۱۲۸	۰/۱۳۵	۰/۲۱۱			
		میانگین						۰/۰۴۶	۰/۱۷۸۶	۰/۶۲۱

پرتفوی	Fold	معیارها	K1	K2	K3	K4	K5	MSE	MAE	R^2
پرتفوی مارکویتز (Y)	۱	وزن‌های مساوی	۰/۱۸۳	۰/۱۰۹	۰/۱۹۲	۰/۲۲۳	۰/۲۱۷	۰/۰۲۸	۰/۱۰۸	۰/۲۱۹
		وزن‌های تصادفی	۰/۲۰۱	۰/۲۳۰	۰/۳۱۵	۰/۳۸۷	۰/۴۰۵			
	۲	وزن‌های مساوی	۰/۰۱۸	۰/۰۱۰	۰/۰۶۳	۰/۱۴۲	۰/۱۳۹	۰/۰۳۱	۰/۱۰۶	۰/۲۷۸
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۵۴	۰/۱۱۲	۰/۱۳۹	۰/۱۵۲	۰/۱۸۸			
	۳	وزن‌های مساوی	۰/۰۱۶	۰/۰۳۷	۰/۰۶۵	۰/۰۷۹	۰/۱۰۱	۰/۰۲۹	۰/۱۱۱	۰/۲۳۷
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۸۱	۰/۰۹۳	۰/۱۱۷	۰/۱۰۹	۰/۱۶۲			
	۴	وزن‌های مساوی	۰/۱۱۳	۰/۱۵۶	۰/۲۱۹	۰/۳۰۸	۰/۴۱۴	۰/۰۳۸	۰/۱۲۶	۰/۳۲۳
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۶۳	۰/۰۹۰	۰/۱۱۵	۰/۱۳۵	۰/۲۱۰			
	۵	وزن‌های مساوی	۰/۰۷۶	۰/۰۹۳	۰/۱۱۶	۰/۱۴۹	۰/۲۳۲	۰/۰۳۰	۰/۱۰۶	۰/۲۸۵
		وزن‌های تصادفی	۰/۱۰۴	۰/۰۹۶	۰/۱۳۰	۰/۱۷۶	۰/۳۰۴			
	۶	وزن‌های مساوی	۰/۰۷۶	۰/۱۱۲	۰/۱۴۳	۰/۱۰۵	۰/۲۰۲	۰/۰۴۳	۰/۱۲۱	۰/۳۱۲
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۸۳	۰/۰۶۱	۰/۰۴۹	۰/۰۷۷	۰/۰۹۴			
	۷	وزن‌های مساوی	۰/۳۱۱	۰/۳۲۸	۰/۴۰۵	۰/۴۴۳	۰/۵۱۶	۰/۰۶۲	۰/۱۸۲	۰/۵۱۱
		وزن‌های تصادفی	۰/۲۷۳	۰/۲۲۶	۰/۲۹۶	۰/۳۵۳	۰/۵۸۴			
	۸	وزن‌های مساوی	۰/۱۰۲	۰/۰۹۷	۰/۱۱۵	۰/۲۰۹	۰/۳۱۷	۰/۰۳۴	۰/۱۱۶	۰/۳۰۱
		وزن‌های تصادفی	۰/۰۸۳	۰/۰۶۶	۰/۰۹۳	۰/۱۵۵	۰/۲۲۸			
	۹	وزن‌های مساوی	۰/۰۶۶	۰/۰۵۴	۰/۰۸۳	۰/۱۰۹	۰/۱۵۲	۰/۰۲۸	۰/۱۰۷	۰/۲۲۰
		وزن‌های تصادفی	۰/۱۰۳	۰/۱۱۸	۰/۱۴۰	۰/۱۳۷	۰/۲۱۴			
	۱۰	وزن‌های مساوی	۰/۰۷۴	۰/۰۶۱	۰/۰۸۹	۰/۱۱۷	۰/۲۶۱	۰/۰۵۴	۰/۱۷۷	۰/۴۲۷
		وزن‌های تصادفی	۰/۱۶۷	۰/۲۱۰	۰/۳۱۸	۰/۳۵۹	۰/۵۳۲			
		میانگین						۰/۰۳۸	۰/۱۲۷	۰/۳۲۲

براساس تحلیل‌های آماری برپایه تحلیل الگوریتم رگرسیون ماشین بردار پشتیبان مشخص شد، میانگین قدرمطلق خطای MAE پرتفوی سورتینو (X) از پرتفوی مارکویتز (Y) بالاتر است که این به معنای آن است که باتوجه به استفاده از جداسازی داده‌های رشد و ارزشی برحسب

وجود اوزان تصادفی تفاوت معناداری بین دو پرتفوی مورد بررسی، وجود دارد. همچنین باتوجه به اوزان تصادفی در هر دو پرتفوی مشخص می‌شود، پرتفوی سورتینو به دلیل اینکه نسبت‌های بالاتری از اوزان را دارا است، استوار بر سهام رشدی هستند که دارای بازده‌های مطمئن‌تری هستند، در حالیکه پرتفوی مارکویتز باتوجه به کسبِ نسبت‌های پایین‌تر، استوار بر سهام ارزشی هستند که بازده‌های کوتاه‌مدت را در سرمایه‌گذاری دنبال می‌کنند. همچنین تفاوتِ درصد پیش‌بینی R^2 بین دو پرتفوی نشان می‌دهد، هر دو پرتفوی قابلیت پیش‌بینی احتمالات و ورود سایر داده‌های تاثیرگذار دیگر در بازده‌های سرمایه‌گذاری را دارا هستند، اما R^2 پرتفوی سورتینو (X) از پرتفوی مارکویتز (Y) بالاتر است که این به معنای اتکاپذیری بیشتر در سرمایه‌گذاری از طریق پرتفوی سورتینو (X) برای سرمایه‌گذارانی است که براساس تمرکز بر سهام رشدی، به دنبال سرمایه‌گذاری‌های بلندمدت‌تر هستند.

به منظور آزمون فرضیه دوم پژوهش که بیان می‌کند، دقت سیستم تحلیل استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) نسبت به دقت سیستم تحلیل ماشین بردار پشتیبان (SVM) جهت انتخاب اثربخش‌ترین پرتفوی از میان پرتفوی سورتینو و مارکویتز، بالاتر است، ابتدا می‌بایست براساس مولفه‌های پژوهش اقدام به برآورد اثربخشی پرتفوی کرد که براین مبنا می‌بایست شاخص‌های محاسبه دقت یا خطا برمبنای میانگین مربعات خطا[1] و ریشه میانگین مربعات خطا[2] تعیین گردد که در رابطه (۱۳) و (۱۴) ارائه شده است.

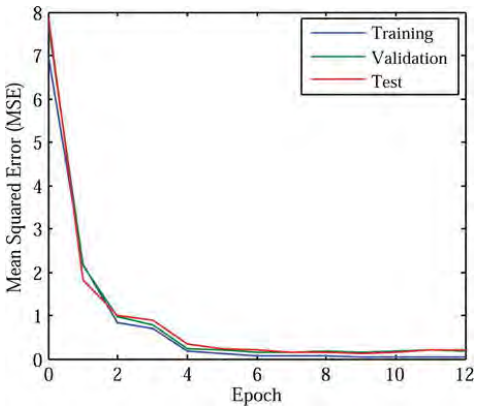
$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(\mathrm{actual} - \mathrm{prediction})^2 \qquad \text{رابطه (۲۰)}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(\mathrm{actual} - \mathrm{prediction})^2} \qquad \text{رابطه (۲۱)}$$

که در روابط بالا actual برابر مقدار واقعی؛ prediction برابر مقدار پیش‌بینی شده و N برابر تعداد کل داده‌ها است. همچنین مقادیر هدف و خروجی الگوریتم برای داده‌های آموزش (شرکت‌ها) و واسنجی[3]، برای مقایسه ارائه شده است. همانگونه که شکل ۴ نشان می‌دهد، مدل سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) بطور مناسب مقادیر مطلوبیت اثربخشی پرتفوی را نزدیک به مقدار واقعی به خوبی پیش‌بینی می‌کند.

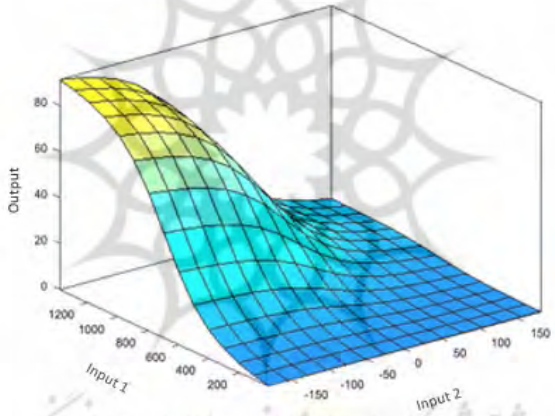
---

1. Mean Squared Error (MSE)
2. Root Mean Squared Error (RMSE)
3. Epoch



شکل ٤: خطای مربوط به پیش‌بینی داده‌های آموزشی و واسنجی

باتوجه به اینکه سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) یک سیستم استنتاج فازی دارای دو ورودی x و یک خروجی F فرض شده است که در شکل ۵ مشخص است.



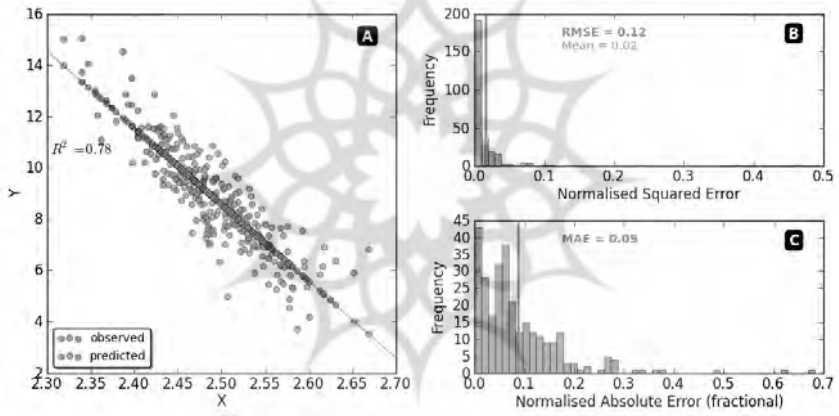
شکل ٥: دو ورودی داده و سطح خروجی سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS)

همانطور که مشخص است، سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) استوار بر تحلیل مولفه‌های اصلی، با کاهش خطا، تطبیق بسیار بالایی بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط سیستم مشاهده می‌شود که این امر نشان‌دهنده دقتِ سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر در پیش‌بینی اثربخشی پرتفوی برای سرمایه‌گذاری است. حال به منظور ایجاد تفاوت بین مبنای بین دقتِ تحلیل ماشین بردار پشتیبان (SVM) نسبت به سیستم استنتاج فازی

عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) از تفاوت دو مبنای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدرمطلق خطای (MAE) براساس دو پرتفوی استفاده می‌شود. جدول ۵ مقایسه آماری الگوریتم‌های بهینه‌سازی براساس پرتفوی سورتینو (X) از پرتفوی مارکویتز (Y) را نشان می‌دهد.

جدول ۵: مقادیر شاخص خطا براساس الگوریتم‌های بهینه‌سازی در انتخاب اثربخش‌ترین پرتفوی

خطا	نوع داده	تعداد	ANFIS	SVM
شاخص خطا براساس الگوریتم‌های بهینه‌سازی	آموزش	۳۹		
	واسنجی	۱۱	۰/۱۲	۰/۰۹
	مجموع	۵۰		



شکل ٦: مقایسه آماری الگوریتم‌های بهینه‌سازی در انتخاب اثربخش‌ترین پرتفوی سرمایه‌گذاری

این نتیجه نشان می‌دهد، با ترکیب الگوریتم فرا ابتکاری بهینه‌سازی با سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر مبتنی بر تحلیل مولفه‌های پژوهش، تنظیم مقادیر بهینه برای پارامترهای این سیستم‌های تحلیل ترکیبی با کاهش مقدار خطا و دقتِ تحلیل استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر ANFIS نسبت به دقتِ تحلیل ماشین بردار پشتیبان (SVM) برمبنای تفاوت دو ریشه

میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین قدرمطلق خطای (MAE)، استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر ANFIS مبنای بهتری برای انتخابِ اثربخشی پرتفوی سورتینو (X) از پرتفوی مارکویتز (Y) است.

بحث و نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش الگوریتم سیستم‌های تحلیل ترکیبی در پیش‌بینی مطلوب‌ترین پرتفوی است. با پشت‌گرمی به مبانی نظری در رابطه با تشکیل پرتفوی در سطح تصمیم‌های سرمایه‌گذاری شرکت‌های بازار سرمایه تلاش شد تا در گام اول سطح تفاوت بین دو پرتفوی مارکویتز و سورتینو در قالبِ تحلیل فرا ابتکاری مورد بررسی قرار گیرد و در گام دوم مبنای تحلیلِ استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) نسبت به دقت سیستم تحلیل ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) برای انتخاب اثربخش‌ترین پرتفوی از میان پرتفوی سورتینو و مارکویتز مورد استدلال قرار گیرد. براساس نتیجه فرضیه اول پژوهش مشخص شد، به منظور جداسازی بهتر دو پرتفوی مارکویتز (X) و سورتینو (Y) برای انتخاب و سرمایه‌گذاری به واسطه‌ی استفاده از تحلیل الگوریتم فرا ابتکاری، میانگین قدرمطلق خطای MAE پرتفوی سورتینو (X) از پرتفوی مارکویتز (Y) بالاتر است که این به معنای آن است که تفاوت معنادار بین پرتفوی مارکویتز (X) با سورتینو (Y) تایید شد. بنابراین با دلگرمی بر مبنای تحلیلی الگوریتم فرا ابتکاری که از طریق دسته‌بندی داده‌ها سعی در انتخاب خطی از داده‌ها است که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد، باید بیان شود، مدیران شرکت‌ها برای انتخاب سبد سرمایه‌گذاری بیشتر تمایل به تمرکز بر سهام رشدی دارند، چراکه کسب بازده های بالاتر وزن‌های تصادفی نشان می‌دهد، بازده‌های احتمالی در انتخاب سبد سرمایه‌گذاری‌ها بیشتر میل به استفاده از سهام رشدی دارد و از این طریق کسب بازده‌های بلندمدت‌تر نسبت به کوتاه‌مدت‌تر در تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری نقش ایفا می‌کند. با بازگشت به مبنای نظری مبنی بر پرتفوی‌های موردتوجه در این پژوهش، مشخص می‌شود که در دیدگاه پرتفوی مارکویتز ریسک به عنوان یک معیار نوسان احتمالی برای بازده‌های اقتصادی آتی در آینده موردتوجه قرار می‌گیرد، در حالیکه پرتفوی سورتینو ریسک را از منظر انحراف نامطلوب و نامساعد نسبت به نرخ بازده‌ی هدف تعریف می‌کند که این به معنای آن است که کسب بازده بالاتر از طریق کنترل ریسک در بلندمدت مهیا می‌شود. با پشت‌گرمی به درک مفاهیم، می‌توان

دریافت که پرتفوی سورتینو از طریق برآوردِ مطلوبیت و نامطلوبیت بازده و ریسک به دنبال کسب بهترین بازده است و از آنجاییکه کسبِ بازده بالاتر نیازمندِ طول سرمایه‌گذاری است، پس مدیران از طریق پرتفوی سورتینو به دنبال کنترل ریسک و افزایش بازده در بلندمدت هستند. به بیان ساده‌تر، الگوریتم فرا ابتکاری دقت برآورد در کسب بازده‌های پرتفوی سورتینو را در تشکیل سبد سرمایه‌گذاری با اهمیت‌تر تحلیل کرد و این موضوع نشان‌دهنده‌ی رویکرد تمرکز بر سهام رشدی نسبت به سهام ارزشی است. براساس نتیجه دوم فرضیه پژوهش که مشخص شد فرضیه پژوهش که بیان کرد، دقت سیستم تحلیل استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) نسبت به دقت سیستم تحلیل ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) برای انتخاب اثربخش‌ترین پرتفوی از میان پرتفوی سورتینو و مارکویتز، بالاتر است، براساس تفاوت دو ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) که برابر با (۰/۱۲) و میانگین قدرمطلق خطای (MAE) که برابر با (۰/۰۹) بود، مورد تایید قرار گرفت. این نتیجه بیان‌کننده این واقعیت است که با هدف ارائه مرجعی برای شرکت‌های بورسی به منظور ارزیابی پرتفوی اثربخش از میان دو پرتفوی سورتینو (X) از پرتفوی مارکویتز (Y)، تحلیل استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) قابلیت بهتری برای پیش‌بینی سرمایه‌گذاری‌های آتی دارد. بررسی‌ها نشان داد که قوانین فازی استخراج شده از لحاظ منطقی به طور کامل صحیح بوده و مطابق با واقعیت هستند و این نشان از قدرت بالا و عملکرد مناسب الگوریتم پیشنهادی است. با استفاده از تحلیل نتیجه حاضر مدیران شرکت‌ها می‌توانند تصمیم‌های مهمی در زمینه مدیریت بهینه دارایی و بدهی و تغییر عملکرد شرکت در شناسایی مبنایی پرتفوی‌های سرمایه‌گذاری برای جلوگیری از کاهش بازده‌های مجموع سرمایه‌گذاری و زیان‌های اقتصادی غیرقابل بازگشت بگیرند. در واقع این نتیجه نشان می‌دهد استفاده از تحلیل مبتنی بر استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS) به مدیران کمک می‌کند تا برآوردهای بهتری نسبت به عدم اطمینان و قطعیت از خود نشان‌دهند و براین مبنا بازده‌های بالاتری را کسب کنند. از طرف دیگر، مدیران شرکت‌ها برای تشکیل بازده پرتفوی می‌توانند با اتکا به هوش محاسباتی این تحلیل به منظور کلاسه‌بندی داده‌های سبد سرمایه‌گذاری خود از عملکرد مطلوب‌تری نسبت به تحلیل ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) برخوردار باشند، چراکه این سیستم از توانایی یادگیری و بهینه‌سازی شبکه عصبی و بیان زبانی استنتاج فازی به صورت همزمان بهره می‌برد و با اتکا به برآورد با دقت‌تر میانگین مربعات خطا (RMSE) قادر است تا سطح تفاوت بین مقدار واقعی actual و مقدار پیش‌بینی شده prediction را تاحد ممکن

کاهش دهد. در نهایت باید بیان شود، تحلیل استوار بر استنتاج فازی عصبی انطباق‌پذیر ANFIS با چک‌کردنِ کل حالات ممکن، بهترین توابع را برای پیش‌بینی ایجاد می‌کند و مدیران شرکت‌ها با در اختیار داشتن این قوانین فازی و پی‌بردن به دانش بدست آمده توسط سیستم استنتاج عصبی انطباق‌پذیر (ANFIS)، ضمن اینکه می‌توانند به اهمیت و روابط میان مولفه‌های موثر در پیش‌بینی اثربخشی انتخابِ پرتفوی مناسب کمک کند، در عین حال می‌تواند شناسایی با دقت و صحتی بالا احتمال‌های سرمایه‌گذاری منجر شود. نتیجه کسب شده با پژوهش‌های دوئرینگ و همکاران (۲۰۱۹)؛ فریتاس و همکاران[1] (۲۰۰۹)؛ دارابی (۱۳۹۹) و فلاح‌پور و همکاران (۱۳۹۲) همپوشانی دارد.

باتوجه به نتایج کسب شده پیشنهاد می‌شود، مدیران شرکت‌ها در انتخاب سبد سرمایه‌گذاری‌های خود، ضمن احاطه داشتن بر تغییرات محیطی؛ انتظارات خود از سرمایه‌گذاری را همسو با این تغییرات بنا کند تا از این طریق بتوانند بهترین راهبرد را برای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری خود و کسب بازده‌های بیشتر و کنترل ریسک انتخاب کنند، چراکه عدم شناخت تغییرات محیطی و همسویی با سطح انتظارات ذینفعان در سرمایه‌گذاری، به تعیین نادرست ضریب ریسک سرمایه‌گذاری منجر می‌شود و تفاوت‌های معناداری در تخصیص‌های بهینه به همراه دارد. همچنین استفاده از سیستم‌های تحلیل پیش‌بینی، زمانی می‌تواند کارکردهای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری‌ها را تقویت نماید که ضمن دارابودن شناخت تحلیلی نسبت به محتوا و فرآیندهای آن تحلیل‌ها، نیازمندِ انتخابِ یک ساختار متوازن‌گر همچون تحلیل استنتاج عصبی انطباق‌پذیر برای افزایش سطح دقت در برآوردهای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری است. همچنین پیشنهاد می‌شود، مدیران شرکت‌ها برای توسعه سبد سرمایه‌گذاری‌های خود می‌بایست با تمرکز بر پرتفوی سورتینو، که ریسک را از منظر انحراف نامطلوب و نامساعد نسبت به نرخ بازده هدف موردتوجه قرار می‌دهد، بازده بالاتر از طریق کنترل ریسک در بلندمدت را به عنوان یک راهبرد مالی مدنظر قرار دهند. به عبارت دیگر، مدیران با درک این موضوع که کسب بازده بالاتر نیازمندِ طول سرمایه‌گذاری است، قادر خواهند بود تا به واسطه ایجادِ پرتفوی سورتینو، در گام اول ریسک را کنترل کنند و سپس انتظار کسبِ بازده در بلندمدت را داشته باشند. در نهایت باتوجه به نتایج پژوهش باید بیان کرد، فرآیند تشکیل پرتفوی از طریق مقایسه بدون ریسک سبد

1. Freitas et al

سهامی با تعیین بیشترین تفاوت بازده می‌تواند سطح انحراف معیار ریسکِ ناشی از مدل‌ها را تحت تاثیر قرار دهد، بنابراین براساس شاخص سازمان بورس اوراق بهادار برای پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود سایر الگوریتم‌های هوشمند با منظورکردن ریسک، سبد سهامی بیشترین و کمترین بازده را مورد ارزیابی قرار دهند تا از این طریق فرآیندِ انتخاب مطلوب‌ترین پرتفوی در شرکت‌های سرمایه‌گذاری و کارگزاری‌های سهام مورد بررسی قرار گیرد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

اسدی، غلامحسین؛ اسلامی بیدگلی، سعید (۱۳۹۳). مقایسهٔ عملکرد راهبردهای ارزشی و رشدی؛ نسبت‌های منفرد و سنجه‌های ترکیبی، *فصلنامه تحقیقات مالی*، دوره ۱۶، شماره ۱، بهار و تابستان، ۱-۲۴.

راعی، رضا؛ باسخا، حامد؛ مهدی‌خواه، حسین. (۱۳۹۹). بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از روش Mean – CVaR و رویکرد ناهم‌سانی واریانس شرطی متقارن و نامتقارن، *تحقیقات مالی*، ۲۲(۲): ۱۴۹-۱۵۹.

صالحی، اله کرم؛ صالحی، برزو (۱۳۹۵). مقایسه توان توضیح دهندگی مدل‌های سه عاملی و پنج عاملی فاما و فرنچ در تبیین بازده سهام ارزشی و رشدی، *فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری*، سال پنجم، شماره ۱۹، پاییز، ۱۲۹-۱۴۳.

صالحی، مهدی؛ امینی فرد، زهره. (۱۳۹۱). بررسی مولفه‌های تاثیرگذار بر پیش‌بینی سود نقدی سهام با استفاده از مدل‌های ترکیبی: مطالعه‌ی موردی؛ صنعت شیمیایی، *پژوهش‌های تجربی حسابداری*، ۲(۲): ۱۱۱-۱۳۰.

فتاحی نافچی، حسن؛ عرب صالحی، مهدی؛ اسماعیلیان، مجید. (۱۳۹۸). انتخاب سبد بهینه سهام با بکارگیری اطلاعات حسابداری، اطلاعات مبتنی برارزش و اطلاعات کارت ارزیابی متوازن –مورد مطالعه: شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، *پیشرفت‌های حسابداری*، ۱۱(۲): ۲۸۵-۳۲۰.

فرهادیان، علی. (۱۳۹۹). تأثیر تنوع‌بخشی پرتفوی بر عملکرد شرکت‌های هلدینگ براساس نظریه‌های مدرن و فرامدرن پرتفوی، *دانش سرمایه‌گذاری*، ۹(۳۶): ۲۱۱-۲۳۱.

فقیهی‌نژاد، محمدتقی؛ مینایی، بهروز. (۱۳۹۷). پیش‌بینی رفتار بازار سهام براساس شبکه‌های عصبی مصنوعی با رویکرد یادگیری جمعی هوشمند، *مدیریت صنعتی*، ۱۰(۲): ۳۱۵-۳۳۴.

فلاح‌پور، سعید؛ صفری، حسین؛ عمرانی، نادر. (۱۳۹۳). انتخاب پرتفوی با استفاده از ترکیب روش برنامه‌ریزی ترجیحات فازی لگاریتمی و پرومته، *راهبرد مدیریت مالی*، ۲(۲): ۱۰۳-۱۲۰

فلاح‌پور، سعید؛ گل ارضی، غلامحسین؛ فتوره‌چیان، ناصر. (۱۳۹۲). پیش‌بینی روند حرکتی قیمت سهام با استفاده از ماشین بردار پشتیبان برپایهٔ الگوریتم ژنتیک در بورس اوراق بهادار تهران، *تحقیقات مالی*، ۱۵(۲): ۲۶۹-۲۸۸

فیروزدهقان، محمد؛ سعیدی، هادی؛ محمدی، شعبان؛ الهی، قاسم. (۱۳۹۸). انتخاب پرتفوی با داده‌های فرکانس بالا: الویت‌های ریسک‌گریزی نسبی ثابت و اثرنقدینگی، *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۰(۳۸): ۱۸۰-۲۱۴.

قندهاری، مهسا؛ شمشیری، عظیمه؛ فتحی، سعید. (۱۳۹۶). بهینه‌سازی سبد سهام برمبنای روش‌های تخمین ناپارامتریک، *مدیریت تولید و عملیات*، ۸(۱): ۱۷۵-۱۸۴

منصوریان، رضا؛ رضائی، نادر؛ نبوی‌چاشمی، سیدعلی؛ پویانفر، احمد؛ عبدالهی، علی. (۱۳۹۹). طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی، *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۱(۴۴): ۳۹۸-۴۲۵.

نصرالله‌سروآغاجی، سجاد؛ علیمردانی، رضا؛ شریفی، محمد؛ تقی‌زاده یزدی، محمدرضا. (۱۳۹۵). پیش‌بینی پسماند تولیدی شهر تهران با استفاده از سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی و شبکه‌های عصبی مصنوعی؛ *مهندسی بیوسیستم ایران*، ۴۷(۱): ۱۸۳-۱۷۵.

وکیلی‌فرد، حمیدرضا؛ پیله‌وری، نازنین؛ زیدی، سیده‌سمانه. (۱۳۹۳). ارائه مدلی جهت پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از سیستم استنتاج فازی عصبی انطباق پذیر (ANFIS)، *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۵(۱۸): ۱۷-۳۰.

References

Aliu, F., Nuhiu, A., Krasniqi, B.A. and Jusufi, G. (2020). Modeling the optimal diversification opportunities: the case of crypto portfolios and equity portfolios, *Studies in Economics and Finance,* https://doi.org/10.1108/SEF-07-2020-0282.

Asadi, Gholamhossein, Islami Bidgoli, Saeed (2013). Comparing the performance of value and growth strategies; Single Ratios and Composite Measures, *Financial Research Quarterly*, Volume 16, Number 1, spring and summer, 1-24.

Carazo, A. F., Gomez, T., Molina, J., Hernandez Diaz, A, G., Guerrero, F, M., Caballero, R. (2010). Solving a Comprehensive Model for Multi objective Project Portfolio Selection", *Computers and Operations Research*, 37(4): 630-639. https://doi.org/10.1016/j.cor.2009.06.012.

Doering, J., Kizs, R., Juan, A, A., Fito, A., Polat, O. (2019). Metaheuristics for rich portfolio optimisation and risk management: Current state and future trends, *Operations Research Perspectives*, 6(4): 1-19. https://doi.org/10.1016/j.orp.2019.100121.

Fallahpour, Saeed., Gol Arzi, Gholamhossein, Faturechian, Nasser. (2012). Prediction of stock price movements using support vector machine based on genetic algorithm in Tehran Stock Exchange, *Financial Research*, 15(2): 269-288. (In Persian).

Faqihinjad, Mohammad Taqi., Minaei, Behrouz. (2017). Stock market behavior prediction based on artificial neural networks with intelligent collective learning approach, *Industrial Management*, 10(2): 315-334. (In Persian).

Farhadian, Ali. (2019). The effect of portfolio diversification on the performance of holding companies based on modern and ultra-modern portfolio theories, I*nvestment Knowledge*, 9(36): 211-231. (In Persian).

Fatahi Nafchi, Hassan, Arab Salehi, Mehdi, Ismailian, Majid. (2018). Choosing the optimal stock portfolio using accounting information, value-based

information and balanced assessment card information - case study: companies admitted to the Tehran Stock Exchange, *Accounting Developments*, 11(2): 285-320. (In Persian).

Firozdehghan, Mohammad., Saidi, Hadi., Mohammadi, Shaaban., Elahi, Qasim. (2018). Portfolio selection with high frequency data: fixed relative risk aversion preferences and liquidity efficiency, *Financial Engineering and Securities Management*, 10(38): 180-214. (In Persian).

Gupta, P., Mehlawat M, K., Inuiguchi M., Chandra S. (2014). Multi-criteria Portfolio Optimization Using Support Vector Machines and Genetic Algorithms. In: Fuzzy Portfolio Optimization. Studies in Fuzziness and Soft Computing, 3(16): 214-255. https://doi.org/10.1007/978-3-642-54652-5_10.

Haugen R (2010). The New Finance: Overreaction, Complexity, and Uniqueness, 5th Edition, Prentice Hall, New Jersey.

Herberger, T, A., Reinle, F. (2020). A framework for screening and portfolio selection in corporate venture capital, *Studies in Economics and Finance,* 37(3): 475-495. https://doi.org/10.1108/SEF-06-2019-0224.

Ho, K., Chi Man Hui, E. and Su, H. (2010). Examining fuzzy tactical asset allocation (FTAA) as an alternative to modern portfolio theory (MPT) asset allocation for international and direct real estate investment, *Journal of Financial Management of Property and Construction*, 15(1): 71-94. https://doi.org/10.1108/13664381011027999.

Ince, H., Trafalias, Th, B. (2007). Kernel principal component analysis and support vector machines for stock price prediction, *IIE Transactions*, 39(6): 629-637. https://doi.org/10.1080/07408170600897486.

Kandahari, Mahsa., Shamshiri, Azima., Fathi, Saeed. (2016). Stock portfolio optimization based on non-parametric estimation methods, *Production and Operations Management*, 8(1): 175-184. (In Persian).

Kistner, W. G (1995). Growth versus Value Investment Strategies. *Healthcare Financial Management,* 49(7).

Mansourian, Reza., Rezaei, Nader., Naboi Chashmi, Seyyed Ali., Puyanfar, Ahmed., Abdulahi, Ali. (2019). intelligent portfolio design using quantitative investment models, *Financial Engineering and Securities Management*, 11(44): 398-425. (In Persian).

Nasrullah Sarovaghaji, Sajjad, Alimardani, Reza, Sharifi, Mohammad, Taghizadeh Yazdi, Mohammad Reza. (1395). Forecasting production waste in Tehran using fuzzy-neural adaptive inference system and artificial neural networks; *Biosystem Engineering of Iran*, 47(1): 175-183. (In Persian).

Petkovic, D., Issa, M., D. Pavlovic, N., Zentner, L., Nor Ridzuan Daud, M. and Shamshirband, S. (2014). Contact positions estimation of sensing structure using adaptive neuro-fuzzy inference system, Kybernetes, 43(5): 783-796. https://doi.org/10.1108/K-03-2013-0041.

Rai, Reza., Baskha, Hamed., Mahdikhah, Hossein. (2019). Stock portfolio optimization using Mean-CVaR method and symmetric and asymmetric conditional variance heterogeneity approach, *Financial Research*, 22(2): 149-159. (In Persian).

Salehi, Elah Karam., Salehi, Barzo (2015). Comparing the explanatory power of three-factor and five-factor models of Fama and French in explaining the return of value and growth stocks, *Investment Knowledge Scientific Research Quarterly*, 5th year, No. 19, Fall, 129-143. (In Persian).

Salehi, Mehdi., Amini Fard, Zohra. (1391). examining the factors affecting the prediction of cash dividends of stocks using hybrid models: a case study; Chemical Industry, *Accounting Experimental Researches*, 2(2): 111-130. (In Persian).

Schellinger, B. (2020). Optimization of special cryptocurrency portfolios, *Journal of Risk Finance*, 21(2) 127-157. https://doi.org/10.1108/JRF-11-2019-0221.

Senarathne, C, W. (2019). Do Fama–French common risk-factor portfolio investors herd on a daily basis? Implications for common risk-factor regressions, *Journal of Capital Markets Studies*, 3(2): 137-156. https://doi.org/10.1108/JCMS-06-2019-0034.

Thompson, T, H. (2020). An instructional note to obtain an efficient portfolio with a short sale restriction, *Managerial Finance*, Vol. ahead-of-print No. ahead-of-print. https://doi.org/10.1108/MF-07-2020-0400.

Vakilifared, Hamidreza., Pilehvari, Nazanin., Zaidi, Seidesamaneh. (2013). Presenting a model for predicting the bankruptcy of companies listed in the Tehran Stock Exchange using the Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS), *Financial Engineering and Securities Management*, 5(18): 17-30. (In Persian).

Wajid, R, M., Dawood, A. (2019). Does the Application of Smart Beta Strategies Enhance Portfolio Performance? The Case of Islamic Equity Investments, Working Papers, *the Islamic Research and Teaching Institute* (IRTI).

Wang, M, Y. (1999). Multiple-Benchmark and Multiple-Portfolio Optimization, *Financial Analysts Journal*, 55(1): 63-72. https://doi.org/10.2469/faj.v55.n1.2242.

Wang, Y., Xie, Z., Lou, I., Ung, W.K. and Mok, K.M. (2017). Algal bloom prediction by support vector machine and relevance vector machine with genetic algorithm optimization in freshwater reservoirs", *Engineering Computations*, 34(2): 664-679. https://doi.org/10.1108/EC-11-2015-0356.

Ziakas, V., Getz, D. (2020). Shaping the event portfolio management field: premises and integration, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 32(11): 3523-3544. https://doi.org/10.1108/IJCHM-05-2020-0486.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

COPYRIGHTS

© © 2022 by the authors. Licensee Securities and Exchange Organization, Tehran, Iran. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY NC 4.0) (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)