

سیستم سبدگردان خودکار با استفاده از ترکیب مدل‌های پیش‌بینی تلاطم و

مبانی تحلیل تکنیکال^۱

سید حجت و کیلی^۲، سید مرتضی عمادی^۳، سید بابک ابراهیمی^۴

چکیده

یکی از مواردی که در زمینه خرید و فروش سهام کمتر مورد توجه قرار گرفته شده، ارائه مدلی خودکار جهت تشکیل سبد سرمایه‌گذاری بوده که در طول زمان به صورت پویا عمل کرده و برحسب شرایط بازار اقدام به تصمیم‌گیری نماید. از جمله معایب مطرح شده در به کارگیری تحلیل تکنیکال به عنوان یک روش تصمیم‌گیری جهت سرمایه‌گذاری در بازار سهام، عدم توجه به ریسک سرمایه‌گذاری و موضوع تشکیل سبد سهام می‌باشد. لذا مطالعه حاضر با تشخیص نقاط حداکثر و حداقل قیمتی به کمک اندیکاتورهای تکنیکال و همچنین مدل‌سازی ریسک به کمک روش‌های پیش‌بینی تلاطم با استفاده از مدل‌های شرطی GARCH و FIGARCH، به دنبال طراحی یک سیستم سبدگردان خودکار می‌باشد. به منظور ارزیابی سیستم طراحی شده، عملکرد این مدل در بازه زمانی یک‌ساله مورد بررسی قرار گرفته شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که مدل‌های طراحی شده با استفاده از FIGARCH بیش‌ترین بازدهی و کمترین ریسک را دارا می‌باشد. همچنین مقایسه مقادیر نسبت بازده به ریسک، حاکی از برتری سیستم طراحی شده پیشنهادی نسبت به سایر استراتژی‌های مدیریت سبد سهام نظیر مدل مارکوویتز و استراتژی خرید و نگهداری دارایی‌ها می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: سبدگردانی خودکار، تحلیل تکنیکال، FIGARCH، میانگین متحرک

طبقه‌بندی موضوعی: C22, C13, C61, C78, C8

۱. کد DOI مقاله: 10.22051/jfm.2018.14479.1314

۲. کارشناسی ارشد مهندسی مالی دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی Email: hvakili@mail.kntu.ac.ir

۳. کارشناسی ارشد مهندسی مالی دانشگاه خواجه‌نصیرالدین طوسی، نویسنده مسئول

Email: Morteza_emadi7192@yahoo.com.

۴. استادیار دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی Email: B_Ebrahimi@kntu.ac.ir

مقدمه

سرعت بالای پیشرفت تکنولوژی و رشد بازارهای مالی در جوامع نوین، موجب شده تا مباحث کمی مرتبط با مالی بیش از پیش مورد توجه قرار گیرد. امروزه مدل سازی مباحث مرتبط با مالی در نرم افزارهای کامپیوتری در حال رشد می باشد. همواره یکی از مباحث مورد توجه متخصصین این حوزه بهینه سازی و به روزرسانی سبد سرمایه گذاری بوده است. با توجه به اینکه در بازارهای مالی خرید و فروش تعداد زیادی سهام امکان پذیر بوده و همچنین قیمت ها نیز به صورت پیوسته در حال تغییر می باشند، معامله گران سهام همواره نیازمند یک ابزار و سیستم قدرتمند برای انجام تصمیم گیری های دشوار و پیچیده هستند. طراحی یک سیستم معاملاتی تصمیم ساز دامنه وسیعی از پژوهش ها را به خود اختصاص داده و همچنین دارای پتانسیل اقتصادی بالایی نیز می باشد. همواره مشاهده شده است که در بازارهای مالی با روند صعودی و یا نزولی، استراتژی خرید و نگهداری قابلیت تحقق حداکثر سود ممکن را ندارد زیرا در صورت امکان، حداکثر سود ممکن زمانی تحقق می یابد که به صورت مداوم دارایی مورد نظر در حداقل قیمت (محدوده های حمایتی) خریداری شود و در قیمت حداکثر (محدوده های مقاومتی) به فروش برسد. در سال های اخیر استفاده از روش های معامله گر خودکار^۱ با سرعت قابل ملاحظه ای رو به گسترش است که از این روش ها عموماً با عنوان الگوریتمیک تریدینگ^۲ یاد می شود و در بیشتر موارد به کمک تحلیل تکنیکال^۳ پایه ریزی شده اند. در مطالعه حاضر با استفاده از تحلیل تکنیکال و مدل های پیش بینی تلاطم به دنبال طراحی یک سیستم سبد گردان خودکار هستیم که بتواند پرتفوی مناسبی را تشکیل داده و با گذر زمان با توجه به شرایط بازار آن را به صورت خودکار به روزرسانی نماید. نوآوری پژوهش حاضر نسبت به پژوهش های گذشته در استفاده توأم از تحلیل تکنیکال و مباحث آماری در فرآیند انتخاب سبد و به روزرسانی پویای آن می باشد.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

تحلیلگران تکنیکال در تلاش هستند تا روند آتی قیمتی را با استفاده از مطالعه رفتار قیمتی سهام در گذشته پیش بینی نمایند. آن ها معتقدند این امکان وجود دارد که تغییرات آینده در عرضه و تقاضا به وسیله اطلاعات گذشته قیمتی پیش بینی شود. به طور تقریبی از سال ۱۸۰۰ روش های معامله گری

1 . Automated trading methods

2 . Algorithmic trading

3 . Technical analysis

تحت عنوان تحلیل تکنیکال وجود داشته است (بروک و همکاران^۱، ۱۹۹۱). سابقه استفاده از تحلیل‌های تکنیکال در بازار سهام ایالات متحده آمریکا به اندازه خود این بازار قدمت دارد و بسیاری از این روش‌ها که امروزه بکار گرفته می‌شوند، بیش از ۶۰ سال از استفاده آن‌ها می‌گذرد (بروک و همکاران، ۱۹۹۱). الکساندر^۲ (۱۹۶۴، ۱۹۶۱) جزء اولین کسانی بود که با آزمون روش‌های تحلیل تکنیکال و ابداع قوانین فیلترینگ شروع به بررسی کارایی تحلیل تکنیکال نمود.

در بیشتر پژوهش‌ها که از شاخص قدرت نسبی^۳ استفاده شده است، محققان به این نتیجه رسیده‌اند که قبل از کسر هزینه معاملاتی روش‌های طراحی شده نسبت به استراتژی خرید و نگهداری سهام برتری دارد (بوهان^۴، ۱۹۸۱؛ جنسن و بنینگتون^۵، ۱۹۷۰). همچنین در سال ۱۹۷۰ فاما^۶ نظریه بازار کارا را بیان نمود که در آن مفید بودن تحلیل تکنیکال در بازارهای بدون کارایی تأیید می‌شد. به‌مرور با مدل‌سازی دقیق‌تر تحلیل تکنیکال و به‌کارگیری بهتر مبانی آن نتایج برخی از پژوهش‌ها در رابطه با تحلیل تکنیکال متفاوت می‌نمود. به‌طوری‌که در سال ۱۹۹۱ بروک و همکاران در مقاله خود با به‌کار بردن آزمون‌های آماری به این نتیجه رسیدند که تحلیل تکنیکال به پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام کمک می‌کند. همچنین در یک پژوهش دانشگاهی با استفاده از پرسشنامه در انگلستان نتیجه‌گیری شد که نزدیک به ۹۰ درصد سرمایه‌گذاران و مدیران شرکت‌های سرمایه‌گذاری در بازارهای ارز خارجی در تصمیمات خود کاملاً به نتایج حاصل از تحلیل تکنیکال اهمیت می‌دهند و کارایی تحلیل تکنیکال در بازه‌های زمانی کوتاه‌مدت به شکل قابل توجهی بیشتر از بازه‌های زمانی بلندمدت می‌باشد (تیلور و آلن^۷، ۱۹۹۲). بر اساس بررسی‌های به‌عمل آمده در بازارهای مالی دنیا، زمانی که متغیرهای بنیادی تغییر چندانی ندارند و یا گزارش نمی‌شوند، استفاده از معیارهای چارتی از مفیدترین ابزارها برای تصمیم‌گیری به‌شمار می‌رود. همچنین تحلیل تکنیکال امکان کسب سودهای قابل توجهی را فراهم آورده و به‌نقد شونده‌گی بازار کمک می‌کند (محمدی، ۱۳۸۳).

به‌مرور از سال ۲۰۰۰ ترکیب الگوریتم‌های فراابتکاری با تحلیل تکنیکال پا به عرصه پژوهش‌های علمی نهاد. پوتوین و همکاران^۸ (۲۰۰۴) با استفاده از الگوریتم ژنتیک به طراحی روش‌های معاملاتی

-
- 1 . Brock et al
 - 2 . Alexander
 - 3 . Relative Strength Index (RSI)
 - 4 . Bohan
 - 5 . Jensen and Benington
 - 6 . Fama
 - 7 . Taylor and Allen
 - 8 . Potvina et al

کوتاه‌مدت^۱ پرداختند، این دسته از معاملات در دوره یادگیری^۲ نتایج بسیار مطلوبی بر جای گذاشته است ولی نتایج به‌دست‌آمده در دوره آزمایش^۳ مطلوب نبوده است. استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری در حل مسائل مربوط به بهینه‌سازی موجب می‌گردد تا در زمان کوتاه‌تری، جواب بهینه و یا یک جواب قابل قبول به دست آید. در برخی مواقع به دلیل نیاز به بالا بودن سرعت تصمیم‌گیری در رابطه با انجام معاملات، رسیدن به جوابی نزدیک به جواب بهینه در مدت زمان کم، بسیار مفیدتر از رسیدن به جواب بهینه در مدت زمان طولانی‌تر می‌باشد که این هدف با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری به دست می‌آید (پاپادامو و استفانیدیس^۴، ۲۰۰۷). لین و یانگ^۵ (۲۰۱۱) با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک، استفاده از اندیکاتورهای بیشتر و همچنین فرموله کردن الگوهای شمعی به نتایج بسیار خوبی دست یافتند. به‌طوری‌که سیستم به‌دست‌آمده در تمام روندهای بازار با احتساب هزینه معاملاتی سودزا بوده است. برخی مطالعات نیز از الگوریتم تجمع ذرات چندهدفه بهره‌برده‌اند و با استفاده از چند اندیکاتور^۶ تکنیکال و بهینه‌سازی وزن و اهمیت آن‌ها در تصمیم‌گیری، با معیارهای حداکثر سازی سود و نسبت شارپ به نتایج خوبی رسیده‌اند (رادپروم^۷، ۲۰۱۴). در سال‌های اخیر مطالعات صورت گرفته در خصوص به‌کارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری و اندیکاتورهای تکنیکال، در اغلب موارد سیستم‌های معاملاتی سودده و قابل قبولی را ساخته‌اند. همچنین بر اساس پژوهش‌های گذشته، سیستم‌های معاملاتی که دارای اندیکاتور حجم می‌باشند نتایج بهتری را به دنبال داشته‌اند (رادپروم، ۲۰۱۴). در مطالعات جدیدتر، علاوه بر اندیکاتورهای تکنیکال، از نسبت‌های مالی نیز در طراحی مدل استفاده شده است، به‌طوری‌که تحلیل تکنیکال را با تحلیل بنیادین برای طراحی سیستم معاملاتی بهتر ترکیب نموده‌اند که نتایج مطلوبی به دنبال داشته است (سیلوا و همکاران^۸، ۲۰۱۵). آروالو و همکاران (۲۰۱۷) یک قاعده تکنیکی برای معاملات خودکار کوتاه‌مدت و میان‌مدت بر اساس الگوی پرچم همراه با اندیکاتور میانگین متحرک نمایی ارائه می‌دهد که به‌وسیله یک پنجره متحرک به حد ضرر و حد سود امکان به‌روزرسانی می‌دهد و میزان حداکثر افت سرمایه‌اش را محدود می‌کند. استراتژی آن‌ها بازدهی مناسبی نسبت به دیگر

-
- 1 . Short-term Trading Rules
 - 2 . Training
 - 3 . Testing period
 - 4 . Papadamou and Stephanides
 - 5 . Lin and Yang
 - 6 . Indicator
 - 7 . Radeerom
 - 8 . Silva et al

استراتژی‌های الگوی پرچم و همچنین استراتژی خرید و نگهداری را به همراه داشت. مهدی پور (۱۳۹۵) یک استراتژی معاملاتی بر پایه ۲۰ الگوی شمعی ژاپنی برای قرارداد آتی نفت شیرین طراحی کرد که به نتایج مطلوبی در جهت با فرضیه برتری بازدهی به دست آورد

سابریرو و همکاران (۲۰۱۶) در بازه زمانی ۱۵ ساله استراتژی‌های گوناگونی را بر اساس میانگین متحرک توسعه دادند که نتایج نشان‌دهنده سودآوری این استراتژی‌ها نسبت به استراتژی خرید و نگهداری در برخی از کشورهای مورد مطالعه آن‌ها بود. لی و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از خاصیت برگشت به میانگین و تکنیک‌های یادگیری ماشین یک سبد خودکار تشکیل دادند که عملکرد آن حتی در مجموعه داده‌هایی که استراتژی‌های بازگشت به میانگین شکست می‌خورد، بسیار خوب بود. همچنین پایلیاس و ثوماکاس (۲۰۱۵) توانستند با استفاده از استراتژی‌های تعدیل‌یافته برخورد میانگین‌های متحرک و در نظر گرفتن حد ضرر متحرک، بازده انباشته و نسبت شارپ را در مقابل کاهش حداکثر افت سرمایه، افزایش دهند. لیو و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از قوانین منطق فازی و الگوریتم ژنتیک در بازار آتی نفت خام به این نتیجه رسیدند که استراتژی ترکیبی فازی میانگین متحرک، از استراتژی میانگین متحرک ساده بهتر عمل می‌کند. چن و همکاران (۲۰۱۶) از یک روش میانگین متحرک برای بررسی نقش عدم قطعیت اطلاعات در بازار تایوان بهره گرفتند و نتایجشان نسبت به استراتژی سنتی خرید و نگهداری حتی با در نظر گرفتن هزینه‌های تراکنش بهتر عمل می‌کرد. یک روش معاملاتی پویا در بازار آتی نفت خام با استفاده از میانگین و الگوریتم ژنتیک توسط وانگ و همکاران (۲۰۱۶) توسعه داده شد که نتیجه اثربخش تری نسبت به استراتژی خرید و نگهداری داشته است. برای به دست آوردن مقادیر بهینه پارامترهای موجود از جمله سطوح شکست و حدود سود و ضرر و همچنین بهینه‌سازی سبد در مسئله، از طریق الگوریتم‌های فراابتکاری صورت می‌گیرد.

از جمله نواقص تحلیل تکنیکال عدم سرمایه‌گذاری در قالب سبد سهام، با در نظرگیری معیار مناسبی برای ریسک می‌باشد. مدیریت نوین سبد سهام با مدل میانگین-واریانس مارکویتز^۱ در سال ۱۹۵۲ پا به عرصه گذاشت. پیشنهاد مارکویتز استفاده توأم از ریسک و بازده به‌منظور تشکیل سبد سرمایه‌گذاری بوده است. وی واریانس بازده دارایی‌ها را به‌عنوان معیاری از ریسک در نظر گرفت و با توجه به بازده مورد انتظار سرمایه‌گذار، وزن مناسب را برای دارایی‌های موجود در سبد سهام به دست آورد. ایده مدل مارکویتز در استفاده از واریانس داده‌های گذشته به‌عنوان معیاری برای ریسک دارای این نقص است که اساساً داده‌های گذشته نمی‌توانند به‌طور مؤثری تخمین

درستی از میزان ریسک یک دارایی در آینده داشته باشند. جهت رفع این مشکل در این مطالعه، از مدل‌های پیش‌بینی تلاطم GARCH و FIGARCH استفاده شده است؛ بنابراین با استفاده از ترکیب اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال، مدل‌های پیش‌بینی تلاطم و ایده مدل مارکویتز به دنبال یک طراحی سیستم سیدگردان خودکار بوده تا به صورت فعال اقدام به تشکیل و به‌روزرسانی سبد سرمایه‌گذاری نماید. جهت بررسی نقاط حداقل و حداکثری قیمت، از دو اندیکاتور میانگین متحرک نمای کوتاه‌مدت و بلندمدت استفاده شده است. با توجه به اینکه میانگین‌های متحرک دارای افق‌های زمانی متفاوتی می‌باشند، برای تعیین افق زمانی با بیشترین مطلوبیت، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

فرضیه‌های پژوهش

- به‌طور کلی مفروضاتی که این پژوهش در نظر می‌گیرد به شرح زیر است:
۱. سری‌های زمانی مالی دارای توزیع‌های مستقل و یکسان نرمال نبوده و دارای ویژگی‌های نظیر دنباله پهن^۱، ناهمسانی واریانس و حافظه بلندمدت می‌باشند.
 ۲. در حالت وجود ناهمسانی واریانس، استفاده از مدل‌های خانواده GARCH برای مدل‌سازی ریسک بیش‌ترین کارایی را دارد.
 ۳. وجود حافظه بلندمدت تأثیر زیادی بر انتخاب استراتژی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت دارد، از این رو باید در مدل‌سازی مورد توجه قرار گیرد.
 ۴. میانگین‌های متحرک می‌توانند معیار مناسبی جهت ارزیابی حرکت آتی قیمت دارایی باشند.

روش‌شناسی پژوهش

روش‌شناسی پژوهش به دو قسمت تقسیم می‌گردد. در قسمت اول به مفاهیم حافظه بلندمدت و مدل‌های محاسبه آن پرداخته می‌شود و در قسمت دوم، سیستم طراحی شده در این پژوهش ارائه می‌گردد.

حافظه بلندمدت

مطالعات سنتی روی سری‌های زمانی بازده با فرض نرمال بودن تابع چگالی و همچنین مستقل و یکسان بودن توزیع آن‌ها انجام می‌شد؛ اما بعداً شواهد زیادی نشان داد که این فروض در مورد سری‌های زمانی بازده صادق نیستند و سری‌های بازده دارای ویژگی‌هایی هستند که از جمله مهم‌ترین

1 . Fat tail

آن‌ها، وجود حافظه بلندمدت به شمار می‌رود. هنگامی که مشاهدات گذشته با مشاهدات آینده دور همبستگی دارند و رابطه آن‌ها غیرقابل چشم‌پوشی است، سری زمانی مورد مطالعه دارای ویژگی حافظه بلندمدت است که تشخیص این الگو کاربردهای مهمی برای خرید و فروش‌های کوتاه‌مدت و همچنین استراتژی سرمایه‌گذاری بلندمدت دارد. تصمیمات سرمایه‌گذاری نسبت به دامنه زمانی مورد بررسی حساس می‌باشند و این تصمیمات به میزان حافظه بلندمدت وابسته خواهد بود. آزمون حافظه بلندمدت به روش آزمون GPH که توسط گوک و همکاران^۱ (۱۹۸۳) ارائه شده است و آماره R/S تعدیل‌یافته صورت می‌پذیرد. در این آزمون‌ها فرضیه صفر عدم وجود حافظه بلندمدت و فرضیه مقابل وجود حافظه بلندمدت در سری زمانی می‌باشد. لذا، چنانچه آماره آزمون اختلاف معناداری از صفر نداشته باشد، فرضیه صفر یعنی عدم وجود حافظه بلندمدت را نمی‌توان رد کرد.

مدل FIGARCH و GARCH

مدل GARCH توسط بولرسلو^۲ (۱۹۸۶) ارائه گردید و بیان‌کننده این موضوع است که واریانس شرطی، نه تنها به خطای پیش‌بینی گذشته، بلکه با وقفه‌های خود نیز همبستگی نشان می‌دهد. فرض کنید r_t سری زمانی بازده باشد، آنگاه بولرسلو ساختار GARCH(p,q) به صورت زیر نمود:

$$r_t = \mu_t + a_t \quad \varepsilon_t \sim N(0,1) \quad \text{or} \quad \varepsilon_t \sim t_d a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (1)$$

$$\alpha_1 \geq 0, \alpha_0 > 0, \beta < 1, \alpha_1 + \beta < 1$$

در رابطه بالا μ_t میانگین شرطی و ε_t جزء خطا می‌باشد.

بایلی و همکاران^۳ (۱۹۹۶) مدل GARCH انباشته جزئی، یا مدل FIGARCH(m,d,q) را به صورت زیر تعریف نموده‌اند.

1 . Geweke
2 . Bollerslev
3 . Baillie

$$b(L)\sigma_t^2 = a + [b(L) - \varphi(L)(1 - L)^d]\varepsilon_t^2 \quad (۲)$$

که در آن $\varphi(L) = (1 - A(L) - B(L))(1 - L)^{-1}$ بوده و $A(L)$ و $B(L)$ به ترتیب عملگرهای چندجمله‌ای تأخیر q و p هستند. عملگر تفاضل جزئی $(1 - L)^d$ نیز به صورت رابطه (۳) تعریف می‌شود.

$$\begin{aligned} (1 - L)^d &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(k - d)}{\Gamma(k + 1)\Gamma(-d)} L^k \\ &= 1 - dl + \frac{(1 - d)(-d)}{2} L^2 + \frac{(2 - d)(1 - d)(-d)}{3!} L^3 + \dots \end{aligned} \quad (۳)$$

رابطه فوق نشان‌دهنده آن است زمانی که $0 < d < 1$ تأثیر شوک بر تلاطم شرطی با نرخ هذلولوی کاهش می‌یابد و بنابراین تلاطم‌ها دارای حافظه بلندمدت هستند. همچنین مدل $GARCH(p, q)$ ، مدل FIGARCH با $d = 0$ است.

طراحی سیستم

میانگین‌های متحرک، از ساده‌ترین تا پیچیده‌ترین آن‌ها بر یک مبنای کلی استوار هستند و آن میانگین‌گیری از قیمت است. میانگین‌های متحرک جزو اندیکاتورهای تعقیب‌کننده‌ی قیمت بوده و به علت اینکه در فرمول اکثر اندیکاتورها به نوعی از فرمول میانگین‌های متحرک استفاده شده، به آن‌ها مادر اندیکاتورها نیز اطلاق می‌شود. به همین دلیل، در این پژوهش از میانگین متحرک به عنوان یک اندیکاتور پر کاربرد در طراحی سیستم استفاده شده است.

به منظور طراحی سیستم، دو مدل تک‌هدفه در نظر گرفته شده است، به گونه‌ای که هدف این مدل‌ها حداقل‌سازی واریانس سبد بوده و محدودیت‌های آن‌ها به شکلی طراحی شده‌اند که فقط سهم‌هایی بتوانند در پرتفوی قرار گیرند که علاوه بر اینکه مدل کمینه‌سازی ریسک به آن‌ها در سبد وزن می‌دهد، از منظر تکنیکال و اندیکاتور میانگین متحرک نیز در روند صعودی قرار داشته و از آن‌ها انتظار برود که در آینده رشد قیمتی بیشتری داشته باشند. در این مطالعه نتایج حاصل از هر مدل به صورت جداگانه بررسی شده است.

مدل اول به صورت زیر می‌باشد:

Model 1:

$$\min \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma^2(R_i) \times Y_i + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \text{cov}(R_i, R_j) \times Y_i Y_j$$

s. t:

$$1: \sum_{i=1}^n w_i \times Y_i = 1 \quad (۴)$$

$$2: w_i \leq w_i \times Y_i \quad \forall i \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$$

$$3: EMA_i(a) - EMA_i(b) \leq Y_i \times M \quad \forall i \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \ \& \ a < b$$

$$Y_i \in \{0, 1\} \quad \forall i \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$$

$$i \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \ \& \ 0 \leq w_i \leq 1$$

به طوری که:

σ_p^2 : واریانس شرطی به دست آمده از مدل GARCH یا FIGARCH

w_i : وزن مربوط به دارایی i ام در پرتفوی.

Y_i : متغیر صفر و یک مربوط به دارایی i ام.

M : عددی به اندازه کافی بزرگ.

$EMA_i(a)$: میانگین متحرک کوتاه مدت قیمت پایانی دارایی i ام

$EMA_i(b)$: میانگین متحرک بلند مدت قیمت پایانی دارایی i ام

همان طور که پیش تر اشاره گردید، این مدل به گونه ای طراحی شده که در تابع هدف، به حداقل واریانس سبد سرمایه گذاری پرداخته می شود. این مدل، با توجه به محدودیت شماره ۳ به متغیرهای Y_i مقدار می دهد. در واقع این محدودیت با توجه به وضعیت میانگین های متحرک مشخص می کند که کدام یک از سهم ها مستعد رشد قیمتی بوده و می تواند در سبد قرار گیرد. در صورتی که مقدار متغیر Y_i برابر یک شود، بیانگر این است که از نظر تکنیکال ورود دارایی مورد نظر به سبد سرمایه گذاری منطقی است. در ادامه مدل با توجه به محدودیت شماره ۱ موجب می شود تمامی سرمایه به دارایی هایی که متغیر Y_i آن ها یک شده است تخصیص یابد، اقدام به کمینه سازی ریسک می نماید. در این حالت وزن بهینه برای خرید دارایی هایی که از نظر تکنیکال سیگنال خرید داشته، با توجه به معیار کمینه سازی ریسک مشخص می شود. بدیهی است که ممکن است در بعضی مواقع برخلاف تأیید تکنیکال، تابع هدف به دارایی مورد نظر هیچ وزنی را ندهد و از ورود دارایی به سبد سرمایه گذاری جلوگیری نماید. همچنین محدودیت شماره ۲ موجب می شود که وزن دارایی هایی که متغیر Y_i مربوط به آن ها صفر است، در سبد سرمایه گذاری برابر با صفر شوند.

تفاوت مدل اول و دوم در محدودیت شماره یک است. با توجه به اولین محدودیت مدل شماره یک، امکان دارد در برخی مواقع تمامی سرمایه تنها به یک سهم اختصاص یابد. محدودیت اول مدل شماره دو به صورت رابطه (۵) تعریف می‌گردد:

$$\sum_{i=1}^n (w_i \times Y_i) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{\max(i)} \times Y_i \right) \quad (5)$$

این محدودیت به شکلی طراحی شده که تحت شرایط خاصی اجازه نمی‌دهد که تمامی سرمایه شخص سرمایه‌گذار به تصمیم‌گیری‌های مدل اختصاص پیدا کند. ویژگی مهم این محدودیت در این است که با توجه به تعداد سهم‌هایی که میانگین متحرک کوتاه‌مدت قیمت آن‌ها بیشتر از میانگین متحرک بلندمدت قیمت آن‌ها است، اجازه می‌دهد سرمایه بیشتری به تصمیم‌گیری‌های مدل اختصاص داده شود. لذا در صورتی که از سهم‌های موردبررسی تفاضل میانگین متحرک تعداد بیشتری از آن‌ها بیانگر روند صعودی باشد، شرایط برای خرید سهام در بازار مناسب‌تر ارزیابی شده و سرمایه بیشتری به تصمیم‌گیری‌های مدل اختصاص داده می‌شود.

برای حل مدل، واریانس‌های مربوط به بازده دارایی‌ها به وسیله مدل GARCH و یا FIGARCH پیش‌بینی می‌شود. همچنین کوواریانس بین بازده دارایی‌ها نیز با استفاده از داده‌های تاریخی محاسبه می‌گردد. در هر موعده زمانی که مدل نیاز به تصمیم‌گیری (بهینه‌سازی) مجدد داشته باشد، پارامترهای موردنیاز در مدل با استفاده از داده‌های موجود محاسبه یا تخمین زده می‌شوند. پیش‌بینی واریانس (به وسیله مدل‌های GARCH یا FIGARCH) به صورت روزانه، برای ده روز آینده انجام و میانگین واریانس این ده روز مبنای ریسک سهم در مدل قرار گرفته می‌شود. نکته قابل توجه در روش حل این است که مدل تک‌هدفه مجدداً بهینه‌سازی نمی‌شود مگر اینکه $EMA_i(a) - EMA_i(b)$ حداقل یک دارایی که در پرتفوی موجود می‌باشد منفی شود (سیگنال فروش) و یا اینکه $EMA_i(a) - EMA_i(b)$ حداقل یک دارایی که در پرتفوی موجود نمی‌باشد مثبت (سیگنال خرید) شود. به عبارتی دیگر مدل تک‌هدفه زمانی مجدداً بهینه‌سازی می‌شود که حداقل یکی از دارایی‌های موجود در پرتفوی با توجه به اندیکاتور تکنیکال روند نزولی و یا اینکه مشاهده شود که حداقل یکی از دارایی‌هایی که در پرتفوی موجود نمی‌باشد با توجه به اندیکاتور تکنیکال روند صعودی در پیش گرفته است. از آنجایی که میانگین‌های متحرک کوتاه‌مدت و بلندمدت می‌تواند پنجره‌های زمانی متفاوتی داشته باشند، در این مطالعه برای تصمیم‌گیری در رابطه انتخاب میانگین متحرک با پنجره زمانی مطلوب، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است؛ که رویه کار در بخش ۴-۲ توضیح داده می‌شود.

تجزیه و تحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه‌ها

در این مطالعه از داده‌های روزانه قیمت ۵ سهم فعال در بورس و اوراق بهادار تهران شامل «ویصادر»، «شبه‌رن»، «رانفور»، «خبهمن»، «اخابر» استفاده شده است. بازه زمانی مورد بررسی نیز از تاریخ ۱۳۹۳/۳/۱۷ تا ۱۳۹۴/۴/۳ در نظر گرفته شده است. برای انتخاب این ۵ سهم، در مرحله اول تعداد ۲۰ سهم که دارای سابقه بهتری بوده‌اند (شرکت‌هایی که در دوره مورد بررسی مطالعه زیان‌ده نبوده‌اند) و همچنین کمتر متوقف شده‌اند، انتخاب گردید و سپس از بین این ۲۰ سهم، ۵ نماد با کمترین توقف انتخاب شده‌اند. در ادامه با استفاده از نرم افزار ایویوز^۱ مشخصات آماری این سری‌های زمانی مورد محاسبه و بررسی قرار گرفت.

مشخصات آماری

در این بخش به بررسی و تحلیل ویژگی‌های آماری داده‌های پژوهش پرداخته می‌شود. در ابتدا آماره‌های توصیفی متغیرها ارائه می‌شود. در جدول (۱) به خلاصه‌ای از ویژگی‌های آماری سری بازده هر دارایی اشاره شده است.

جدول ۱. مشخصات آماری سری بازده دارایی‌های مورد استفاده در مطالعه

ویصادر (X5)	شبه‌رن (X4)	رانفور (X3)	خبهمن (X2)	اخابر (X1)	
۰/۰۷۲	-۰/۱۷۶	۰/۱۱۶	۰/۰۵۸	-۰/۰۴۸۵	میانگین
۰/۰۰۰	-۰/۰۸۶	۰/۰۰۸	-۰/۱۳۳	-۰/۱۴۶	میانه
۴/۸۴۶	۳/۹۹۴	۹/۱۹۳	۴/۸۱۸	۳/۹۸۸	ماکسیمم
-۳/۹۸۲	-۴۸/۷۹۶	-۱/۹۸۴	-۸/۶۷۶	-۳/۷۰۷	مینیمم
۱/۹۵۶	۳/۵۰۶	۰/۷۳۱	۲/۴۰۸	۱/۰۲۰	انحراف معیار
۰/۲۰۹	-۱۱/۲۴۷	۷/۹۶۶	-۰/۰۱۶	۱/۳۸۱	چولگی
۲/۷۶۳	۱۵۲/۸۲۲	۹۷/۴۳۴	۴۸۰۲	۸/۴۷۶	کشیدگی
۲/۴۰۰	۲۳۷۱۷۸	۹۵۵۳۹	۲/۸۱۷	۳۸۸۷۷۹	جارگ-برا

همان‌طور که در جدول فوق به وضوح قابل مشاهده است، تمامی سری‌های بازده دارای چولگی غیر صفر و کشیدگی بیشتر از ۳ می‌باشند (با توجه به اینکه چولگی توزیع نرمال برابر صفر و کشیدگی آن تقریباً ۳ است).

بر اساس ضرایب چولگی و کشیدگی، آماره مربوط به آزمون برا-جارك^۱ به دست می‌آید که آزمون نرمال بودن توزیع جملات خطا را تحت فرضیه صفر (نرمال بودن توزیع جمله خطا) بررسی می‌نماید. بر اساس نتایج ارائه شده در شکل‌های فوق، آماره‌ی جارگ-برا برای تمامی سری‌های شاخص زیاد می‌باشد، لذا در ناحیه بحرانی قرار دارند و فرضیه صفر (نرمال بودن سری‌های بازده) رد می‌شود. همچنین مقدار احتمال همه متغیرها صفر می‌باشد (کوچک‌تر از ۰/۰۵) که نشان‌دهنده پیروی نکردن جملات خطای متغیرهای موردبررسی از توزیع نرمال می‌باشد.

برای بررسی حافظه بلندمدت در سه سری زمانی مورد مطالعه از آزمون GPH و آماره R/S استفاده شده است. در آزمون GPH و آماره R/S فرضیه صفر عدم وجود حافظه بلندمدت و فرض مقابل وجود حافظه بلندمدت در سری زمانی را بررسی می‌کنند؛ بنابراین، چنانچه آماره آزمون اختلاف معناداری از صفر نداشته باشد، دلیلی برای عدم پذیرش فرض صفر یعنی عدم وجود حافظه بلندمدت وجود نخواهد داشت. نتایج به کارگیری هر یک از دو آزمون ذکر شده در جدول (۲) ارائه گردیده است.

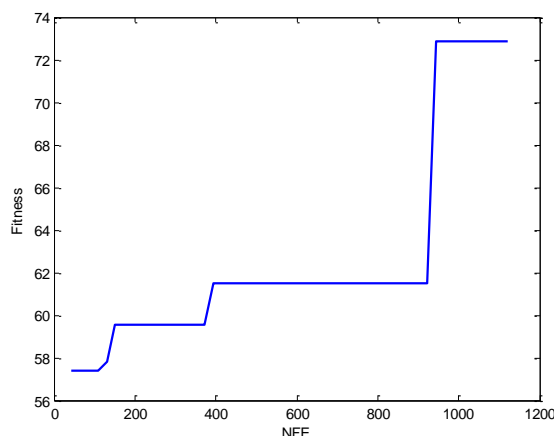
جدول ۲. نتایج آزمون وجود حافظه بلندمدت

شرح	ویسادر (X5)	شبه‌رن (X4)	رانفور (X3)	خبهمن (X2)	اخابر (X1)
آماره آزمون R/S	۴/۰۴۵	۳/۱۴۲	۳/۷۵۴	۳/۲۴۵	۴/۹۸۷
آماره آزمون GPH	۴/۶۳۲	۳/۲۶۵	۳/۸۵۶	۲/۹۶۸	۳/۷۸۶
<i>d</i>	۰/۱۷۶	۰/۲۱۶	۰/۰۹۳	۰/۲۳۱	۰/۳۲۵

با توجه به نتایج ارائه شده در جدول فوق و مقدار آماره آزمون GPH و R/S وجود حافظه بلندمدت در سری‌های زمانی موردبررسی در سطح اطمینان ۹۵٪ و ۹۹٪، مورد تأیید قرار می‌گیرد. با توجه به مقدار مثبت و کوچک‌تر از ۰,۵ به دست آمده برای پارامتر حافظه بلندمدت (*d*) روشن است که هر سه سری زمانی مورد مطالعه مانا می‌باشند.

بهینه‌سازی به وسیله الگوریتم ژنتیک

به منظور تعیین بهترین ترکیب میانگین‌های متحرک بلندمدت و کوتاه‌مدت، از الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی پنجره‌های زمانی میانگین‌های متحرک استفاده شده است. به این ترتیب که سیستم خرید و فروش دارایی‌ها با استفاده از میانگین‌های متحرک، به مدت یک سال، قبل از بازه زمانی مورد بررسی در این پژوهش (خردادماه سال ۱۳۹۲ تا خردادماه سال ۱۳۹۳) اجرا شده است. تابع هدف^۱ برای بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک، درصد سیگنال‌های درستی است که میانگین‌های متحرک در طول دوره مورد بررسی صادر می‌کنند. در فرآیند بهینه‌سازی کرمزوم‌های تعریف شده دارای دو پارامتر می‌باشند که پارامتر اول آن، مقدار میانگین متحرک کوتاه‌مدت و پارامتر دوم مقدار میانگین متحرک بلندمدت می‌باشد. نتیجه بهینه‌سازی به وسیله الگوریتم ژنتیک در شکل (۱) قابل مشاهده است.



شکل ۱. نمودار تغییرات تابع هدف در بهینه‌سازی به وسیله الگوریتم ژنتیک

همان‌طور که در شکل (۱) مشاهده می‌شود الگوریتم ژنتیک با بیش از هزار بار بررسی ترکیب میانگین‌های متحرک متفاوت، دقت سیگنال‌های صادر شده از آن‌ها را به مقدار ماکزیمم نمودار، معادل ۷۳ درصد رسانده است. با توجه به نتیجه الگوریتم ژنتیک، میانگین‌های متحرک کوتاه‌مدت و بلندمدت به ترتیب با پارامترهای ۱۴ و ۲۶ روزه، دقت بیشتری نسبت به سایر میانگین‌های متحرک

۱ . Fitness

در طول دوره موردبررسی داشته‌اند. به این ترتیب در این پژوهش از میانگین‌های متحرک با افق زمانی ۱۴ و ۲۶ به عنوان اندیکاتور تحلیل تکنیکال استفاده شده است.

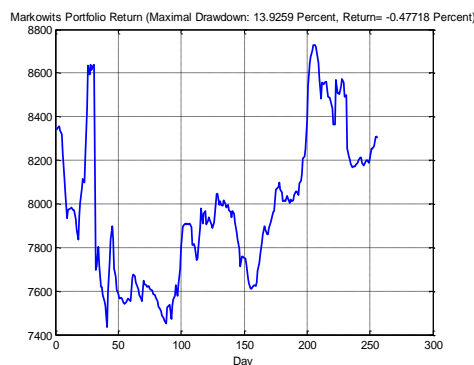
تجزیه و تحلیل داده‌ها

در جدول ۴ دوره‌هایی که میانگین کوتاه‌مدت قیمت یک دارایی بزرگ‌تر از میانگین بلندمدت آن بوده را با رنگ خاکستری و دوره‌هایی که میانگین کوتاه‌مدت قیمت یک دارایی کوچک‌تر از میانگین بلندمدت قیمت آن بوده، بدون رنگ مشخص شده است. با توجه به اندیکاتور میانگین متحرک، انتظار می‌رود در دوره‌هایی که بدون رنگ مشخص شده‌اند نزول قیمتی و در دوره‌هایی که به رنگ خاکستری مشخص شده‌اند صعود قیمتی را تجربه نماییم. واضح است که مدل طراحی شده بر اساس اندیکاتور تکنیکال تا تاریخ ۹۳/۱۱/۰۸ هیچ خریدی را انجام نمی‌دهد، به این دلیل که در جدول (۳) در این دوره هیچ دارایی سیگنال خرید (رنگ خاکستری) ندارد.

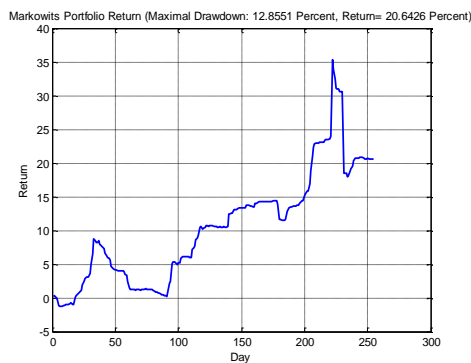
جدول ۳. بررسی تفاضل میانگین بلندمدت از میانگین کوتاه‌مدت در دوره‌های متفاوت

دارایی																				
۱	↓		↑				↓													
۲	↓		↑				↓													
۳	↓				↑		↓													
۴	↓				↑															
۵	↓		↑				↓		↑											
تاریخ	۱/۲۴	۳/۳۰	۷/۱	۱/۳۱	۱/۱۱	۱/۳۱	۳/۱۱	۱/۳۱	۴/۱۱	۳/۲۲	۰/۳۰	۱/۳۱	۳/۱۰	۱/۳۱	۷/۱۰	۳/۳۱	۵/۲۰	۳/۳۱	۳/۱۰	۳/۳۱

برای انجام مقایسه بهتر، نتایج حاصل از مدل‌های طراحی شده، با بازده حاصل از استراتژی خرید و نگهداری و همچنین بازده شاخص هم‌وزن دارایی‌های مورد استفاده در مدل مقایسه می‌شود. در شکل‌های (۲) و (۳)، نمودار بازدهی حاصل از پرتفوی پیشنهادی مدل مارکویتز و شاخص هم‌وزن دارایی‌های مورد استفاده در طول زمان مشاهده می‌شود.



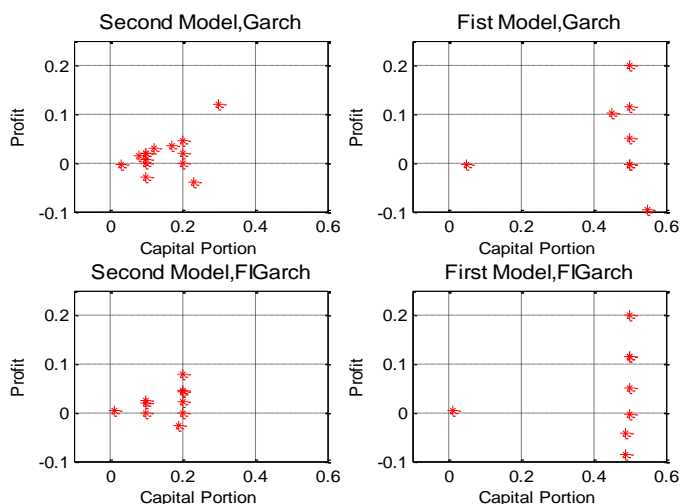
شکل ۲. نمودار شاخص هم‌وزن دارایی‌های مورد استفاده در مدل



شکل ۳. نمودار بازدهی حاصل از پرتفوی پیشنهادی مدل مارکویتز

پس از حل مدل‌های طراحی شده، نتیجه تمام معاملات انجام شده به وسیله آن‌ها در شکل (۴) قابل مشاهده می‌باشد. محور افقی نمودارهای موجود در این شکل مربوط به قسمتی از سرمایه است که در امر خرید دارایی مصرف شده و همچنین محور عمودی بیانگر سود حاصل از خرید و فروش

دارایی می‌باشد. با توجه به شکل مشخص است که نسبت دارایی استفاده شده در امر خرید و فروش برای مدل شماره یک در اکثر موارد بیشتر از مدل نوع دوم می‌باشد.



شکل ۴. نمودار وزن سهام خریداری شده و سود به دست آمده در هر معامله برای هر مدل

جدول (۴) بازده نهایی به دست آمده از مدل‌های مورد استفاده و مقایسه آن‌ها با استراتژی خرید و نگهداری و بازده شاخص هم‌وزن دارایی‌های مورد استفاده در مطالعه را نشان می‌دهد. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود در هر دو مدل مورد استفاده، بازده به دست آمده از مدل پیش‌بینی تلاطم FIGARCH بهتر از مدل GARCH می‌باشد.

جدول ۴. بازده مدل‌های مورد بررسی در مطالعه (اعداد به درصد)

شماره ۲		شماره ۱		مدل
FIGARCH	GARCH	FIGARCH	GARCH	
۲۴/۵۰	۲۳/۸۰	۳۴/۸۳	۳۱/۹۹	مدل پیش‌بینی تلاطم مورد استفاده
				بازده مدل در دوره آزمایش
-۰/۴۷				بازده شاخص هم‌وزن دارایی‌ها
۲۰/۶۴				بازده استراتژی خرید و نگهداری (مدل مارکوویتز)

در این مطالعه برای بررسی ریسک سرمایه‌گذاری از معیار MDD^۱ استفاده شده است. MDD عبارت است از بیش‌ترین میزان نزول که نمودار بازده سرمایه‌گذاری، در طول دوره سرمایه‌گذاری تجربه کرده است. در جدول (۵) ریسک محاسبه شده با استفاده از معیار MDD برای تمامی روش‌های سرمایه‌گذاری مورد بررسی قابل رویت است. با توجه به این جدول مشاهده می‌شود که مدل طراحی شده به کمک FIGARCH کمترین ریسک را در بین مدل‌های موجود به خود اختصاص داده است.

جدول ۵. ریسک مدل‌های مورد بررسی در مطالعه (اعداد به درصد)

شماره ۲		شماره ۱		مدل
FIGARCH	GARCH	FIGARCH	GARCH	مدل پیش‌بینی تلاطم مورد استفاده
۲/۷۵	۶/۸۱	۸/۶۳	۹/۷۳	ریسک مدل در دوره آزمایش
۱۳/۹۳				ریسک شاخص هم‌وزن دارایی‌ها
۱۲/۸۶				ریسک استراتژی خرید و نگهداری (مدل مارکویتز)

برای مقایسه بهتر مدل‌های طراحی شده با سایر روش‌های سرمایه‌گذاری، نتایج حاصل از نسبت بازده به ریسک به دست آمده از مدل‌های مورد نظر در جدول (۶) ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل‌های طراحی شده با فاصله زیادی بهتر از سایر روش‌های سرمایه‌گذاری عمل کرده‌اند. همچنین در هر دو مدل طراحی شده، روش پیش‌بینی ریسک به کمک مدل FIGARCH بهتر از مدل GARCH عمل کرده است.

جدول ۶. نسبت بازده به ریسک مدل‌های مورد بررسی در مطالعه (اعداد به درصد)

شماره ۲		شماره ۱		مدل
FIGARCH	GARCH	FIGARCH	GARCH	مدل پیش‌بینی تلاطم مورد استفاده
۸/۹۱	۳/۴۹	۴/۰۴	۳/۲۹	نسبت بازده به ریسک مدل در دوره آزمایش
-				نسبت بازده به ریسک شاخص هم‌وزن دارایی‌ها
۱/۶۰				نسبت بازده به ریسک استراتژی خرید و نگهداری (مدل مارکویتز)

1 . Maximal DrawDown

نتیجه‌گیری و بحث

امروزه با توجه به پیچیدگی بازارهای مالی و اهمیت بالا در سرعت عمل انجام تصمیم‌گیری‌ها، سیستم‌های معامله‌گر خودکار بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته‌اند. تحلیل تکنیکال یکی از روش‌هایی است که بسیار در بین سرمایه‌گذاران مورداستفاده قرار می‌گیرد. از جمله معایب تحلیل تکنیکال عدم توجه به ریسک و همچنین عدم وجود رویکردی مناسب برای تشکیل سبد سهام می‌باشد. این مطالعه به طراحی یک سیستم سبدگردان خودکار پرداخته که در این سیستم از میانگین متحرک نمایی به عنوان یکی از اندیکاتورهای پرکاربرد تحلیل تکنیکال برای تصمیم‌گیری در رابطه با خرید و فروش سهام، از ترکیب مدل مارکوویتز با مدل‌های GARCH و FIGARCH برای مدل‌سازی ریسک و محاسبه اوزان بهینه دارایی‌های موجود در پرتفوی استفاده شده است. نتایج پژوهش حاکی از آن است که سیستم طراحی شده با استفاده از مدل پیش‌بینی تلاطم FIGARCH به دلیل در نظر گرفتن حافظه بلندمدت، با بازدهی $34/83$ و $31/99$ ، دارای بیشترین بازده در میان مدل‌های موجود می‌باشد. پس از آن سیستم طراحی شده با استفاده از GARCH با $23/80$ و $24/5$ در جایگاه بعدی قرار دارد. این در حالی است که استفاده از مدل مارکوویتز و شاخص هم‌وزن در دوره زمانی مشابه، به ترتیب $20/64$ و $0/47$ - درصد بازده را برای سرمایه‌گذاران به همراه خواهد داشت. همچنین مقایسه مقادیر نسبت بازده به ریسکی که استراتژی‌های سرمایه‌گذاری موردنظر برای سرمایه‌گذاران دارد، نشان می‌دهد که سیستم‌های طراحی شده پیشنهادی، بافاصله زیادی از مدل مارکوویتز بیش‌تر است که نشان‌دهنده کیفیت و مطلوبیت بالای سیستم‌های طراحی شده می‌باشد. همانند پژوهش‌های پیشین نتایج این مطالعه گواه این موضوع است که استفاده از اندیکاتورهای تکنیکال و سیگنال‌های معاملاتی آن می‌تواند منجر به سودآوری شود. استفاده از مبانی مدیریت سبد سهام و مدیریت ریسک در این مطالعه موجب شده تا نتایج بهتری نسبت به مطالعات پیشین حاصل شود. همچنین برای مطالعات آتی در حوزه طراحی سیستم‌های اتوماتیک می‌توان از مدل‌های پیشرفته‌تر نظیر کاپولا^۱ و تئوری ارزش فرین^۲ در مدل‌سازی سبد سهام و مدیریت ریسک بهره برد که می‌توانند به نتایج بهتری نائل شوند.

1 . Copula

2 . Extreme Value Theory

منابع

- محمدی، شاپور (۱۳۸۳) "تحلیل تکنیکال در بورس اوراق بهادار تهران" فصلنامه‌ی تحقیقات مالی، سال ششم، شماره ۱۷.
- مهدی پور، علیرضا، (۱۳۹۵) "ارائه استراتژی معاملاتی نوین با استفاده از الگوهای نمودار شمعی در معاملات قرارداد آتی نفت شیرین" پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد واحد تهران مرکز.
- Alexander, S.S. (1961) Price movements in speculative markets: Trends or random walks. *Industrial Management Review* (pre-1986), 2(2), p.7.
- Alexander, S.S. (1964) Price Movements in Speculative Markets: Trends or Random walks, Number 2. *IMR; Industrial Management Review* (pre-1986), 5(2), p.25.
- Arevalo, R., Garcia, J., Guijarro, F., Peris, A., (2017), A dynamic trading rule based on filtered flag pattern recognition for stock market price forecasting. *Journal of Expert system with Applications*, 81, 177-192.
- Baillie, R., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 74, 3-30.
- Bohan, J. (1981) Relative strength: further positive evidence. *The Journal of Portfolio Management*, 8(1), pp.36-39.
- Bollerslev, T. (1986). Generalised autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Brock, W., Lakonishok, J. and LeBaron, B. (1991) Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *The Journal of Finance*, 47(5), pp.1731-1764.
- Chen, C.H., Su, X.Q. and Lin, J.B., 2016. The role of information uncertainty in moving-average technical analysis: A study of individual stock-option issuance in Taiwan. *Finance Research Letters*, 18, pp.263-272.
- Geweke, J., S. Porter-Hudak (1983). The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models. *Journal of Time Series Analysis*, 221-238.
- Gorgulho, A., Neves, R. and Horta, N. (2011) Applying a GA kernel on optimizing technical analysis rules for stock picking and portfolio composition. *Expert Systems with Applications*, 38(11), pp.14072-14085.
- Jensen, M.C. and Benington, G.A. (1970) Random walks and technical theories: Some additional evidence. *The Journal of Finance*, 25(2), pp.469-482.
- Li, B., Hoi, S.C., Sahoo, D. and Liu, Z.Y., 2015. Moving average reversion strategy for on-line portfolio selection. *Artificial Intelligence*, 222, pp.104-123.
- Lin, X., Yang, Z. and Song, Y. (2011) Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and Echo State Network. *Expert Systems with Applications*, 38(9), pp.11347-11354.

- Liu, X., An, H., Wang, L. and Guan, Q., 2017. Quantified moving average strategy of crude oil futures market based on fuzzy logic rules and genetic algorithms. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 482, pp.444-457.
- M.P. and Allen, H. (1992) The use of technical analysis in the foreign exchange market. *Journal of international Money and Finance*, 11(3), pp.304-314.
- Mahdipur, A. (2016). Provide a new trading strategy using candlestick patterns in Sweet Crude Oil Options contract. Master's Thesis. *Islamic Azad University of Central Tehran Branch* (In Persian).
- Malkiel, B.G. and Fama, E.F., (1970) Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), pp.383-417.
- Mohammadi, SH. (2005). Technical analysis in Tehran Security Exchange (TSE). *Journal of Financial Research* 6(17). (In Persian).
- Papadamou, S. and Stephanides, G. (2007) Improving technical trading systems by using a new MATLAB-based genetic algorithm procedure. *Mathematical and Computer Modelling*, 46(1), pp.189-197.
- Papailias, F. and Thomakos, D.D., 2015. An improved moving average technical trading rule. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 428, pp.458-469.
- Potvin, J.Y., Soriano, P. and Vallée, M. (2004) Generating trading rules on the stock markets with genetic programming. *Computers & Operations Research*, 31(7), pp.1033-1047.
- Radeerom, M. (2014) April. Building a Trade System by Genetic Algorithm and Technical Analysis for Thai Stock Index. In *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems* (pp. 414-423). Springer International Publishing.
- Silva, A., Neves, R. and Horta, N. (2015) A hybrid approach to portfolio composition based on fundamental and technical indicators. *Expert Systems with Applications*, 42(4), pp.2036-2048.
- Sobreiro, V.A., da Costa, T.R.C.C., Nazário, R.T.F., e Silva, J.L., Moreira, E.A., Lima Filho, M.C., Kimura, H. and Zambrano, J.C.A., 2016. The profitability of moving average trading rules in BRICS and emerging stock markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 38, pp.86-101.
- Taylor, Sobreiro, V. A., da Costa, T. R. C. C., Nazário, R. T. F., e Silva, J. L., Moreira, E. A., Lima Filho, M. C., ... & Zambrano, J. C. A. (2016). The profitability of moving average trading rules in BRICS and emerging stock markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 38, 86-101.
- Wang, L., An, H., Liu, X. and Huang, X., 2016. Selecting dynamic moving average trading rules in the crude oil futures market using a genetic approach. *Applied energy*, 162, pp.1608-1618.