فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و نه/ زمستان ۱۴۰۰

بهینه‌سازی پرتفوی سهام با استفاده از مقایسه الگوهای مختلف تکنیکال

مهدی سعیدی کوشا[۱]
سعید محبی[۲]

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۵/۱۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۶/۰۶

چکیده

در سالیان اخیر پژوهش‌های گوناگونی به منظور انتخاب پرتفوی مناسب برای سرمایه‌گذاری و بهینه‌سازی آن جهت افزایش بازدهی و کاهش ریسک، صورت گرفته است. در این پژوهش ۹ ابزار پر کاربرد تحلیل تکنیکال SMA، EMA، ROC، OBV، RSI، MACD، TSI، HMA، Fibonacci Retracement و الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک به کار برده شده است و سیستمی خبره که به صورت خودکار اقدام به بهینه‌سازی پرتفوی می‌نماید، ایجاد شده است. در این سیستم، سیگنال‌های خرید، فروش یا عدم اقدام، تولید شده و نتایج مذکور در اختیار سیستم خبره معاملاتی قرار می‌گیرد و سپس الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی لازم را بر اساس بازدهی و ریسک انجام داده و اوزان بهینه شاخص‌های تکنیکال جهت استفاده را در اختیار سیستم خبره معاملاتی قرار می‌دهد. نتایج به دست آمده از عملکرد سیستم خبره از منظر بازدهی و ریسک با استراتژی خرید و نگهداری در شاخص‌های هم‌وزن و کل، در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱۳۹۲/۰۱/۰۵ الی ۱۴۰۰/۰۳/۳۱ مقایسه شده است. با توجه به نتایج پژوهش، سیستم خبره معاملاتی در مقایسه با استراتژی خرید و نگهداری (شاخص هم‌وزن و کل) عملکرد مناسب‌تری از نظر بازدهی و ریسک داشته است.

کلمات کلیدی

بهینه‌سازی، معاملات الگوریتمی، اندیکاتور، تحلیل تکنیکال، سیستم مدیریت پرتفوی خودکار

۱-گروه مدیریت مالی، دانشکده علوم مالی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران. m.saeidi@khu.ac.ir
۲-گروه مدیریت مالی، دانشکده علوم مالی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول) saeed.mohebbi6990@gmail.com

مقدمه

در علوم مالی به منظور تجزیه و تحلیل، ارزش‌گذاری و پیش‌بینی از دو روش تجزیه و تحلیل بنیادی[1] و تکنیکال[2] استفاده می‌شود. همواره تجزیه و تحلیل بنیادی به عنوان یکی از قدیمی‌ترین، گسترده‌ترین و موفق‌ترین روش‌های تجزیه و تحلیل شناخته شده است. تجزیه و تحلیل بنیادی صرفاً در بازار سرمایه کاربرد نداشته و در بسیاری دیگر از معاملات و تصمیم‌گیری‌ها عمدتاً مورد استفاده قرار می‌گیرد[2]. تحلیل بنیادی یک رویکرد سرمایه‌گذاری است که از اطلاعات صورت‌های مالی حال و گذشته، تولیدات، فروش و نحوه عملکرد شرکت استفاده می‌کند[18]. در واقع این روش ارزش ذاتی و ارزندگی سهام و شرکت‌ها را به صورت علمی بررسی می‌کند[17]. در مقابل روش دیگری وجود دارد با عنوان تجزیه و تحلیل تکنیکال که رویکردی دیگر، جهت سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه است. سرمایه‌گذار برای سرمایه‌گذاری در حوزه‌های مختلف نیازمند آگاهی از بازارها، روندها و حرکت‌های آتی روندها است. سرمایه‌گذاران به منظور پیش‌بینی و کسب اطلاع از تحرکات بازار، می‌توانند از قوانین تحلیل تکنیکال و استراتژی‌های خرید و فروش استفاده کنند. تحلیل تکنیکال، هنر شناسایی یک روند در ابتدا و همراهی آن تا زمانی که شواهد، نقطه خروج را تعریف کنند است[16]. در این پژوهش عمدتاً از قواعد تحلیل تکنیکال و ابزارهای مختلف موجود در این حوزه جهت ایجاد سیستم خبره و سیستم معاملاتی استفاده شده است.

با توجه به پویایی و سرعت تغییر اطلاعات در بازارهای کنونی، ایجاد یک سیستم معاملاتی خودکار[3] متشکل از ابزارهای متنوع، می‌تواند در شرایط مختلف به کمک سرمایه‌گذاران آمده و قدرت بررسی تعداد سهام بیشتری را در مدت زمان کوتاه به کاربر دهد. در بازارهای جهانی یادگیری ماشینی[4] یا به طور کلی‌تر، هوش مصنوعی[5] در حال خودنمایی در بازارهای مالی هستند. شرکت‌های بزرگی در دنیا از جمله سیتادل[6] و بلک راک[7] در آمریکا به عنوان رهبران سرمایه‌گذاری الگوریتمی و شرکت‌هایی از جمله کوآنتوپین[8] و نومریا[9] با دیدگاه‌های متفاوت در حال تلاش برای رهبری هوش مصنوعی یا به طور ساده‌تر، معاملات الگوریتمی در بازارهای مالی هستند. ابزار معاملات الگوریتمی در بازارهای مالی سراسر دنیا، از آمریکا تا اتحادیه اروپا، از چین تا هند و سنگاپور چنان مزیت رقابتی برای شرکت‌های سرمایه‌گذاری ایجاد کرده، که در بازه زمانی کوتاه مدتی شرکت‌های سنتی تماماً از بازار بیرون رانده شدند. با توجه به مزیت‌ها و قابلیت‌های کامپیوتر نسبت به انسان، در حوزه استفاده از ابزارهای متنوع و متعدد و همچنین توانایی آن در بررسی تعداد گسترده‌ای از سهام، سرعت تحلیل، سرعت اجرای دستورات و تصمیم‌گیری، عدم خستگی، عدم خطا و همچنین عدم تاثیر احساسات بر معامله و استراتژی، نمی‌توان امیدوار بود که

در این موج، جایی برای روش‌های سنتی باقی بماند. اما این بدان معنی نخواهد بود که در آینده انسان در بازارهای مالی دنیا هیچ نقش و جایگاهی نداشته باشد. در حال حاضر از نظر حجم معاملات، معاملات الگوریتمی بیش از ۸۵ درصد از کل معاملات بازار سرمایه آمریکا را تشکیل می‌دهد و این موضوع به معنای در اختیار داشتن یک بازار ۵۲ تریلیون دلاری توسط الگوریتم‌های معاملاتی است، اما ۱۵ درصد از حجم معاملات که در بازار باقی مانده است، هنوز به سایر روش‌ها تحلیل و معامله می‌شود. در واقع کامپیوترها و الگوریتم‌های معاملاتی در بازارهای مالی تاکنون نتوانسته‌اند در حوزه خلاقیت و ایجاد و نوآوری در روش‌های جدید و تحلیل‌های جدید از انسان پیشی بگیرند و در واقع ۱۵ درصد از بهترین معامله‌گران و تحلیل‌گران دنیا هستند، که توسط الگوریتم‌های معاملاتی از بازار بیرون رانده نشده و چه بسا همین ۱۵ درصد نویسنده و خالق آن ۸۵ درصد از الگوریتم‌های معاملاتی هستند[1]. هدف از این مطالعه ایجاد یک سیستم و الگوریتم خبره[۱۰] معاملاتی خودکار است که با استفاده از ابزارهای رایج، قابل قبول و مورد استفاده در تحلیل تکنیکال و الگوریتم ژنتیک[۱۱] که از بروزترین ابزارهای بهینه‌سازی در بازار سرمایه است، جهت ایجاد سبد سرمایه‌گذاری و بهینه‌سازی استفاده کند. از اهدافی که این سیستم خبره دنبال می‌کند می‌توان به کسب بازدهی بالاتر از شاخص بازار و کاهش ریسک سبد انتخابی به کمتر از ریسک سرمایه‌گذاری در شاخص بازار اشاره داشت.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

ابزارهای تحلیل تکنیکال در سنوات و ادوار مختلف برای سرمایه‌گذاران با تردید بسیاری همراه بوده است و سودآوری این ابزار برای بسیاری از محققان نیاز به اثبات داشته است. از همین رو استفاده از این ابزار توأمان با یک ابزار بهینه‌سازی دیگر به عنوان موضوعی جدید در علوم مالی مطرح شده است. الکساندردر سال ۱۹۶۱ با آزمون روش‌های تحلیل تکنیکال و ابداع قوانین فیلترینگ جز اولین کسانی بود که به بررسی کارایی تحلیل تکنیکال پرداخته است. در ابتدای امر روش‌های فیلترینگ بسیار سودآور به نظر می‌رسیدند، اما در ادامه با در نظر گرفتن هزینه معاملاتی نتیجه آزمون‌ها معکوس شد. از اشتباهات و ضعف‌های موجود در پژوهش‌های الکساندر استفاده از روش‌های فیلترینگ ساده به عنوان ابزارهای تحلیل تکنیکال بود[3]. پس از الکساندر تحقیقاتی انجام شد، که نتایج الکساندر را به چالش کشید و این پژوهش‌ها اثبات کرد، استفاده از قوانین فیلترینگ برتری چندانی نسبت به استراتژی خرید و نگهداری[۱۲] برای سرمایه‌گذار ایجاد نخواهد کرد[4]. به طور تقریبی تا سال ۲۰۰۰ میلادی دیدگاه اساتید و دانشگاهیان به تحلیل تکنیکال، منفی بوده و در همین راستا مالکیل بیان کرد، با استفاده از داده‌های تاریخی قیمت و حجم نمی‌توان تغییرات قیمت‌های آتی را پیش‌بینی کرد. وی پیشنهادات خود را در قالب

گام تصادفی[۱۳] بیان کرد، به این معنی که بهترین روش سرمایه‌گذاری، خرید اوراق بهادار متنوع و تنوع سازی در پرتفوی سرمایه‌گذاری و نگهداری بلند مدت آن است. وی بیان داشت اختلاف نظر او با چارتیست‌ها شخصی نبوده و کاملاً دلایل قانع کننده‌ای در این خصوص دارد. همچنین اشاره کرد چارتیست‌ها خارج از دنیای دانشگاهی قرار دارند و زوایای مختلف امر را بررسی نمی‌کنند. در سال‌های پس از آن، در تحقیق‌ها و پژوهش‌ها از ابزارهای تکنیکال دقیق‌تری استفاده شد و نتایج پژوهش‌ها کاملاً متفاوت از آنچه که در گذشته بیان می‌شد، حاصل شد. در پژوهش‌هایی که در انگلستان با استفاده از نظرسنجی‌ها صورت گرفت مشخص شد، حدوداً ۹۰ درصد از سرمایه‌گذاران و مدیران شرکت‌های سرمایه‌گذاری در بازارهای ارز خارجی در تصمیمات خود به نتایج تحلیل تکنیکال اهمیت داده و همچنین اثبات کردند بازدهی ابزار تکنیکال در کوتاه مدت به مراتب بیشتر از دوره زمانی بلند مدت است[6]. از سوی دیگر بروک و همکاران به منظور بررسی شاخص داو جونز در سال‌های ۱۸۹۷ الی ۱۹۸۶ از دو ابزار تکنیکال استفاده کردند و این آزمون با در نظرگیری هزینه‌های معاملاتی انجام شد که نتایج آن در نهایت حاکی از کارایی ابزارهای تکنیکال بود[5]. پس از استفاده از داده‌های قیمتی، گمانه‌زنی‌های بسیاری در بین پژوهشگران جهت استفاده از حجم معاملات در ابزارهای تکنیکال بوجود آمد. بلوم و همکاران با پژوهش خود به اثبات رساندند، که می‌توان از حجم معاملات همانند قیمت در تحلیل تکنیکال استفاده نمود[7].

پس از به اثبات رسیدن کارایی تحلیل‌های تکنیکال محققین در سال‌های مختلف به بررسی ابعاد مختلف از این دسته قوانین پرداختند. حسینی در سال ۲۰۱۲ با استفاده از اعداد فیبوناچی به پیش‌بینی بازار پرداخته و در تحقیقات خود به منظور پیش بینی بازار سهام از نسبت طلایی[۱۴] فیبوناچی استفاده کرد. نتایج این مطالعه بیانگر آن بود که به منظور پیش بینی قیمت‌ها، سودآوری مناسب و جلوگیری از زیان‌های بالقوه می‌توان با اطمینان بالایی از اعداد فیبوناچی در معاملات استفاده کرد[13]. فرهاد کیا و همکارانش در سال ۲۰۱۴ به پژوهشی پرداختند که در آن، سبدی تشکیل شده و قیمت ارزش سبد از فرآیند تصادفی لوی پیروی می‌کرد. استراتژی سوددهی مورد نظر بر مبنای حداقل کردن ضرر و در واقع افزایش احتمال بازده مثبت و کاهش ریسک بود. نتایج به دست آمده از این پژوهش بر روی شاخص اس اند پی[۱۵] و بازار فارکس اعمال شد و نتایج حاصله به دست آمد. در انتها بر روی پژوهش مذکور فوروارد-تست[۱۶] و بک-تست[۱۷] انجام داده و نتایج تست‌ها گزارش شد. اما در این تحقیق اقدامی برای طراحی و تولید الگوریتم معاملاتی صورت نگرفت[19]. در سال ۲۰۱۲ آندره کریستوفر پیشنهاد تولید یک ماشین خطی پشتیبانی[۱۸] را ارائه کرد. هدف از این مقاله پیاده سازی معاملات خودکار بود که بتوانند

استراتژی‌های معاملاتی را بهبود بخشند. در واقع در این پژوهش علاوه بر روش‌های یادگیری ماشینی، به روش‌های بهینه‌سازی پرتفوی کلاسیک با استفاده از نظریه پرتفوی مدرن پرداخته شد تا سیستم بوجود آمده نه تنها جهت پشتیبانی از تصمیمات افراد طراحی شود بلکه به طور مستقل به عنوان معامله‌گر عمل کند. در واقع این ماشین خود به عنوان یک سبدگردان بهترین چیدمان و انتخاب را انجام می‌دهد[14]. در مطالعات اشاره شده فوق که به بررسی ابزارهای تکنیکال می‌پردازد عموماً نتایج به دست آمده قابل قبول و قابل اتکا بوده اما در مطالعات پیشرفته‌تر محققان با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری اقدام به بهینه‌سازی الگوریتم‌های معاملاتی خود نمودند. از الگوریتم‌های فرا ابتکاری که در روند بهینه‌سازی الگوریتم‌های معاملاتی به کار می‌رود می‌توان به الگوریتم‌های ژنتیک، شبکه عصبی[۱۹]، کلونی مورچگان[۲۰] و ... اشاره کرد. البته لازم به ذکر است پیش از انتشار مطالعات حسینی در همین راستا، الن در سال ۱۹۹۹ در پژوهش‌های خود به این نتیجه رسید که الگوریتم ژنتیک روش مناسبی برای طراحی سیستم‌های معاملاتی مبتنی بر تحلیل تکنیکال هستند[8]. در سال ۲۰۰۲ راجر نیز با استفاده از الگوریتم ژنتیک بر روی ۲۴ نمونه از سهام بورس اوراق بهادار پاریس[۲۱] مطالعات خود را انجام داد. وی با استفاده از معاملات الگوریتمی مجموعه‌ای از قوانین را طراحی کرد و عملکرد آن را با استراتژی خرید و نگهداری مقایسه نمود. راجر همچنین در روند طراحی سیستم خبره معاملاتی از بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک بهره برد. در نهایت با توجه به نتایج به دست آمده مشخص شد، الگوریتم طراحی شده عملکرد بسیار بهتری نسبت به استراتژی خرید و نگهداری داشته است[9]. در سال ۲۰۱۱ اصفهانی‌پور و موسوی با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک برای تولید روش‌های تحلیل تکنیکال از معیار ریسک با استفاده از نسبت شارپ بهره جستند، که تحقیقاتشان نتایج قابل قبولی را با توجه به در نظر گرفتن ریسک در تمام شرایط بازار با احتساب هزینه معاملاتی به دنبال داشته است[11]. در همین سال لین و همکاران با بکارگیری الگوریتم ژنتیک و همچنین استفاده از اندیکاتورهای متعدد و فرموله کردن الگوهای شمعی[۲۲] به نتایج بسیار خوبی دست یافتند؛ به‌طوری‌که سیستم به دست آمده در تمام روندهای بازار با در نظر گرفتن هزینه معاملاتی سودآوری مناسبی داشت[12]. در مقابل مطالعاتی نیز در علوم مالی با استفاد از بهینه‌سازی‌های ژنتیک صورت گرفته که چندان با موفقیت همراه نبوده است. پتوین در سال ۲۰۰۴ با استفاده از الگوریتم ژنتیک به طراحی روش‌های معاملاتی کوتاه‌مدت پرداخت، که این دسته از معاملات در دوره یادگیری نتایج بسیار مطلوبی بر جای گذاشته اما نتایج در دوره آزمون مطلوب نبود[10]. از دیگر مطالعات صورت گرفته در الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌توان به تحقیقات برازیلیرو در سال ۲۰۱۳ اشاره کرد. وی با استفاده از قاعده و قوانین تحلیل تکنیکال و شبکه‌های عصبی، الگوریتمی طراحی کرد که به نتایج قابل قبول و مطلوبی

دست یافت[15]. سزار و اوزبایوقلو در سال ۲۰۱۹ در پژوهشی با رویکردی متفاوت به دنبال به کارگیری روش‌های پردازش و طبقه‌بندی تصاویر با الگوریتم‌های فرا ابتکاری و مدل شبکه‌های عصبی پیچشی[۲۳] که به اختصار CNN نامیده می‌شوند، در مقابل روش خرید و نگهداری بودند. در این پژوهش برای ایجاد تصاویر به منظور پیش‌بینی برچسب‌های خرید، فروش و دست نگهداشتن اقدام شد. سپس این تصاویر و برچسب‌ها به CNN وارد شد که در نهایت نتایج حاصل بیان کرد، روش آن‌ها توانسته نسبت به روش خرید و نگهداری بازدهی بیشتری کسب کند[20]. در تحقیقی دیگر نیز کیم در سال ۲۰۱۹ از یک مدل ترکیبی LSTM [۲۴] و CNN (LSTM-CNN) برای پیش‌بینی قیمت سهام‌های S&P500 استفاده کردند (LSTM ها برای تجزیه و تحلیل داده‌ها متوالی، پردازش زبان طبیعی، تشخیص گفتار و تجزیه و تحلیل داده‌های سری زمانی استفاده می‌شوند). نتایج بدست آمده بیان کرد، مدل ارائه شده توسط آن‌ها از لحاظ روش‌های مختلف اندازه‌گیری خطا، نسبت به شبکه‌های CNN و LSTM به صورت جداگانه خطای کمتری داشته و پیش‌بینی بهتری را ارائه می‌نماید[21]. همچنین در سال ۲۰۲۱ ژیاو چن و همکاران در پژوهشی با استفاده از شبکه‌های یادگیری عمیق [۲۵] اقدام به ایجاد استراتژی معاملاتی برای صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک و ثبت نتایج از این اتفاق کردند. در این تحقیق آن‌ها با استفاده از استراتژی‌های معاملاتی، تعداد سهام معاملاتی و شبکه‌های یادگیری عمیق اقدام به ایجاد استراتژی معاملاتی در صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک نمودند که از نتایج این پژوهش می‌توان به بهبود عملکرد معاملاتی، افزایش کارایی مدل سرمایه‌گذاری، ایجاد ثبات در کسب بازدهی پرتفوی و عملکرد بهتر روش فوق در قیاس با روش خرید و نگهداری در هنگام نوسانات شدید در بازارهای مالی چین، اشاره کرد[22]. در این پژوهش سیستم خبره‌ای با استفاده از روش‌های تکنیکال همراه با بهینه‌سازی به وسیله الگوریتم‌های فرا ابتکاری ایجاد خواهد شد تا مشخص شود آیا سیستم خبره در مقایسه با روش خرید و نگهداری شاخص کل و هم‌وزن در دست‌یابی به بازدهی و ریسک عملکرد مناسبی داشته است یا خیر؟ با اتکا به نتایج پژوهش‌های صورت گرفته، می‌توان انتظار داشت، سیستم معاملاتی خودکار در دست‌یابی به بازده و ریسک، موفق‌تر از شاخص کل و هم‌وزن عمل خواهد کرد و در بهینه‌سازی پرتفوی نتایج قابل قبولی را ارائه خواهد نمود.

فرضیه‌های پژوهش

فرضیه اول: سیستم خبره با استفاده از بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک، توانایی دست‌یابی به بازدهی بالاتر از بازدهی شاخص هم‌وزن و شاخص کل در استراتژی خرید و نگهداری را خواهد داشت. فرض صفر و فرض مقابل به شرح ذیل است:

H0 : سیستم خبره توانایی دست‌یابی بازدهی بالاتر از بازدهی شاخص هم‌وزن و شاخص کل را ندارد .
H1 : سیستم خبره توانایی دست‌یابی بازدهی بالاتر از بازدهی شاخص هم‌وزن و شاخص کل را دارد .

فرضیه دوم: سیستم خبره با استفاده از بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک توانایی دست‌یابی به ریسک کمتر از ریسک شاخص هم‌وزن و شاخص کل در استراتژی خرید و نگهداری را خواهد داشت. فرض صفر و فرض مقابل به شرح ذیل است:

H0 : سیستم خبره توانایی دست‌یابی ریسک کمتر از ریسک شاخص هم‌وزن و شاخص کل را ندارد .
H1 : سیستم خبره توانایی دست‌یابی ریسک کمتر از ریسک شاخص هم‌وزن و شاخص کل را دارد .

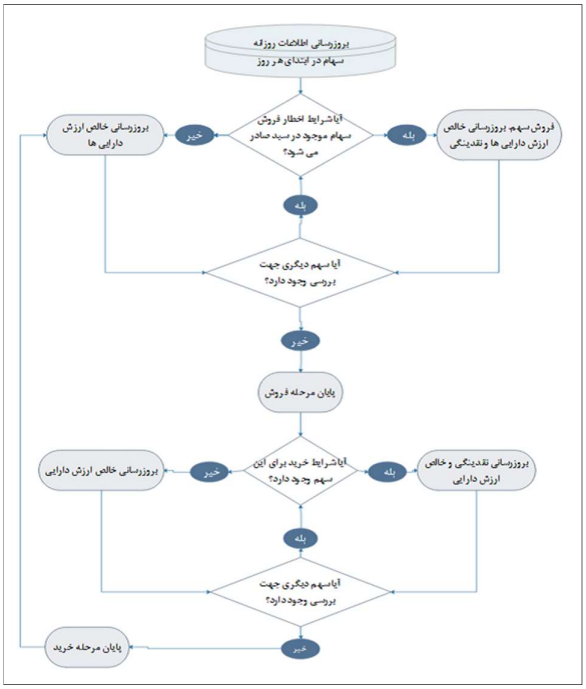
روش شناسی تحقیق

این پژوهش به دنبال ایجاد سیستم خبره‌ای بوده که بتواند به صورت خودکار اقدام به خرید و فروش سهام و بهینه‌سازی پرتفوی کند و فرآیند سبدگردانی را تسهیل نماید . برای این امر سیستم خبره فوق الذکر ابتدا به شناسایی سهام فعال در بازار بورس اوراق بهادار تهران پرداخته و سپس با انجام پردازش‌های مختلف اقدام به دستیابی به یک دسته اوزان بهینه برای ایجاد سیگنال خرید و فروش خواهد کرد. اطلاعات مرتبط با سهام فعال در بازار بورس اوراق بهادار تهران از طریق تارنمای tse.ir، fipiran.com و codal.ir جمع‌آوری شده است. داده‌های این تحقیق پس از استخراج از تارنماهای رسمی فعال در بازار سرمایه ایران با استفاده از نرم‌افزار اکسل[۲۶] طبقه‌بندی و مرتب‌سازی شده است و سپس با استفاده از الگوریتمی در نرم‌افزار متلب[۲۷] سهام فعال و غیر فعال در بازار سرمایه ایران جدا شده است و سهام فعال جداسازی شده جهت انجام فرآیند سبدگردانی استفاده شده است. این پژوهش مجموعه‌ای از اطلاعات سهام فعال در بازار بورس اوراق بهادار تهران از جمله انواع قیمت‌ها، حجم و ... را جمع‌آوری کرده و در اختیار سیستم خبره قرار داده و اوزان ایجاد شده از ابزارهای تکنیکال موجود در سیستم خبره را بهینه‌سازی کرده و در نهایت یک دسته اوزان مشخص را به سرمایه‌گذاران جهت استفاده در ابزارهای تکنیکال موجود در سیستم خبره ارائه خواهد کرد. به همین علت در این پژوهش می‌توان گفت از فنون علوم کامپیوتر و ریاضی در مباحث مالی و سرمایه‌گذاری جهت بهینه‌سازی استفاده شده است. در صورتی که این روش بتواند به بازدهی بهتر و ریسک کمتر از سایر روش‌های سنتی دست پیدا کند به نوبه خود می‌تواند در توسعه دانش مدیریت مالی موثر واقع شده و مسیر استفاده از دانش سایر علوم به مباحث مالی را هموار نماید. دوره زمانی پژوهش سال‌های ۱۳۹۲ لغایت ۱۴۰۰ بوده است، همچنین داده‌های این پژوهش به صورت سالانه در هشت دوره زمانی به صورت چرخشی بررسی خواهد شد. دوره آزمایش

الگوریتم ۲۴۰ روز کاری و دوره سنجش کارایی الگوریتم ۳۰ روز کاری خواهد بود. قلمرو مکانی این پژوهش بازار سرمایه ایران و سهام پذیرفته شده در بازار بورس اوراق بهادار تهران خواهد بود. جامعه آماری نیز شامل تمامی سهام فعال در بازار بورس اوراق بهادار تهران بوده که در بازه زمانی ۱۳۹۲ الی ۱۴۰۰ در این بازار معامله شده‌اند. سهام فعال در این پژوهش سهامی تعریف شده است که کمتر از ۲۰ روز معاملاتی به صورت پیوسته بسته باشد و حداقل ۳۰ روز معاملاتی از معاملات آن‌ها در شروع دوره تحقیق گذشته باشد. این مهم به این علت مورد استفاده قرار می‌گیرد که اندیکاتورهای تکنیکال باید داده‌های گذشته سهام را به مقدار و اندازه کافی در اختیار داشته باشند.

طراحی سیستم معاملاتی

با توجه به اینکه تمامی فعالیت‌ها بر عهده سیستم خبره معاملاتی است باید خط مشی مشخص و کامل برای سیستم خبره ایجاد کرد. در این پژوهش در شروع اولین روز معاملاتی سیستم به تحلیل، بررسی و پردازش تمامی اطلاعات تاریخی سهام‌های فعال کرده و با بهره‌گیری از ابزارهای تعریف شده تصمیمات خود را در قالب ارسال پیام‌های خرید، فروش و عدم اقدام به سرمایه‌گذار ارائه می‌کند. با توجه به سازوکار فعالیت سیستم‌های معاملاتی و نحوه کارکرد آن‌ها می‌توان دریافت هر سیستم معاملاتی بسته به وظایف تعریف شده اهداف مشخصی را دنبال خواهد کرد. در این مطالعه باید روندی برای سیستم خبره طراحی نمود تا به صورت روزانه و مکرر شرایط خاصی را بررسی کرده و اوزان بهینه ناشی از سیگنال‌های ابزارهای تکنیکال را ارائه کند. به همین علت جهت بررسی و پردازش اقدامات لازم در خصوص سهام موجود در سبد و ارسال دستورات لازم به شرح زیر اقدام خواهد شد. در ابتدای هر روز معاملاتی سیستم به طور کامل تمامی چرخه‌های مشخص شده را باید طی کرده و پس از بررسی شرایط خاص اقدام به ارسال هر یک از دستورات تعریف شده و بروزرسانی سبد سهام و موجودی نقد نماید. لازم به ذکر است در هر خرید یا فروش سهام هزینه‌های معاملاتی به ترتیب معادل ۰,۰۰۴۶۴ و ۰,۰۰۹۷۵ در نظر گرفته خواهد شد. سیستم طراحی شده شامل سه مرحله اصلی است:



شکل (۱): فرآیند سیستم

مرحله اول: بررسی شرایط فروش سهام در پرتفوی بر اساس ترکیب وزنی اندیکاتورهای تعریف شده؛

مرحله دوم: بررسی شرایط خرید و افزودن سهام جدید به پرتفوی بر اساس ابزارهای تکنیکال؛

مرحله سوم: محاسبه بازدهی و ریسک معاملات سیستم خبره و مقایسه با شاخص هم‌وزن و شاخص کل.

با توجه به اینکه ابتدای هر روز معاملاتی نیاز به بروزرسانی موجودی نقد سیستم است، ابتدا شرایط فروش برای تمامی سهام موجود در سبد سرمایه‌گذاری بررسی خواهد شد و پس از فروش سهام تعیین شده موجودی نقد و دارایی‌های موجود در سبد سهام بروزرسانی شده و سپس با توجه به موجودی نقد بروز شده شرایط خرید سهام بررسی خواهد شد. لازم به ذکر است در صورت ارسال سیگنال خرید چند سهم، موجودی نقد سبد به صورت یکسان با اوزانی برابر بین تمامی سهام‌های تعیین شده تقسیم خواهد شد. به منظور خرید یا فروش یا عدم اقدام، سیستم خبره امتیازاتی به هریک از اندیکاتورهای تکنیکال داده می‌شود و سپس با استفاده از میانگین وزنی هریک از ابزارها، دستورات لازم جهت اقدامات مشخصی داده می‌شود.

جدول (۱): جدول سیگنال‌ها

ردیف	سیگنال	ضریب
۱	سیگنال قوی فروش	-۱
۲	سیگنال ضعیف فروش	-۰,۵
۳	سیگنال قوی خرید	+۱
۴	سیگنال ضعیف خرید	+۰,۵

تعریف ابزارهای تکنیکال

در این پژوهش به منظور پردازش اطلاعات ارائه شده به سیستم خبره، از نرم افزار متلب استفاده شده است و تمامی ابزارهای تکنیکال در پژوهش به صورت توابع ریاضی طراحی شده است. نمونه‌ای از ابزارهای تعریف شده در سیستم خبره به شرح زیر آورده شده است.

اندیکاتور میانگین متحرک هال (HMA)

این اندیکاتور زیر مجموعه، اندیکاتور میانگین متحرک قرار گرفته و به منظور کاهش نوسانات قیمتی مورد استفاده قرار می‌گیرد. نحوه محاسبه آن به شرح زیر است:

$$\mathrm{HMA_t(n)} = \mathrm{WMA(floor(\sqrt{n})\ of\ (2 \times WMA_t}\left(\mathrm{floor}\left(\frac{n}{2}\right) - \mathrm{WMA(n)}\right))$$

n : طول دوره محاسبه میانگین بوده که در محاسبات دوره ۱۵ و ۳۰ روزه در نظر گرفته شده است؛

t: شماره دوره محاسبه میانگین بوده، که به صورت روزانه است.

قوانین معاملاتی اندیکاتور فوق نیز به شرح زیر در نظر گرفته شده است:

جدول (۲): جدول سیگنال میانگین متحرک هال

قوانین	امتیاز
شیب نمودار میانگین در جهت نزولی تغییر کند	-۱
خط میانگین روندی نزولی داشته	-۰,۵
شیب نمودار میانگین در جهت صعودی تغییر کند	+۱
خط میانگین روندی صعودی داشته	+۰,۵

بهینه سازی سیستم

در این پژوهش با توجه به عملکرد هر ابزار تکنیکال، اوزانی تخصیص داده می‌شود و با اوزان تعلق گرفته سیگنال خرید، فروش یا عدم اقدام ارائه خواهد شد. سپس به منظور بهینه نمودن این اوزان از الگوریتم بهینه‌سازی استفاده خواهد شد. الگوریتم بهینه‌سازی استفاده شده در این پژوهش الگوریتم ژنتیک بوده که با استفاده از شبیه‌سازی جهش ژنتیکی، ترکیب کروموزم‌ها و ... بهترین و بهینه‌ترین اوزان

موجود را جهت استفاده در ابزار تکنیکال به سرمایه‌گذار ارائه خواهد کرد. روند فعالیت این الگوریتم به گونه‌ای است که، ابتدا اوزان اولیه به صورت تصادفی دریافت شده، اثر آن در سیگنال اندیکاتورها اعمال شده، سپس بازدهی و ریسک ناشی از این اوزان مورد بررسی قرار خواهد گرفت. پس از بررسی‌های لازم تغییرات مورد نیاز توسط الگوریتم ژنتیک ایجاد شده، بهترین ترکیب اوزان تولید و در نهایت بهترین بازدهی و کمترین ریسک محقق خواهد شد. اوزان الگوریتم مذکور بدین صورت به دست خواهند آمد که در ابتدا اوزان تصادفی از جامعه اولیه دریافت شده، سپس جهت تشکیل نسل جدید از اوزان مذکور با استفاده از فرآیند ادغام چند نقطه‌ای[۲۸] جامعه‌ای از نسل جدید ایجاد خواهد شد. همچنین با استفاده از جامعه اولیه جهش[۲۹] ژنتیکی مورد بررسی قرار گرفته و با اوزان ناشی از جهش ژنتیکی جامعه دیگری را بوجود آورده و در نهایت با استفاده از سه جامعه حاصل شده بهترین ترکیب ابزار شناسایی و انتخاب شده، سپس به دوره بهینه سازی بعد منتقل خواهد شد. لازم به ذکر است، جامعه نهایی در هر مرحله به عنوان جامعه اولیه در مرحله بعدی در نظر گرفته شده و فرآیند بهینه‌سازی بر روی آن انجام خواهد شد و این فرآیند تا حصول به یک نتیجه دلخواه بارها تکرار خواهد شد. لازم به ذکر است نتیجه دلخواه می‌تواند عبور از یک سطح بازدهی مشخص، کاهش ریسک تا مقداری مشخص یا تکرار تعداد دوره بهینه‌سازی در مقداری ثابت باشد. پس از محاسبه و تخصیص امتیازات به هریک از ابزارهای تکنیکال در پژوهش، وزنی تخصیص داده شده که در نهایت مجموع اوزان باید برابر یک شود. همانطور که ملاحضه می‌شود، بهینه‌سازی اوزان مذکور و بهینه‌سازی بازدهی و ریسک سیستم خبره بر اساس مجموعه معادلات زیر انجام خواهد شد:

$$\text{Max } r_p = E\left(\sum_{i=1}^{N} W_i \times r_i\right) = \sum_{i=1}^{N} W_i \; E(r_i)$$

$$\text{Min VAR}(r_p) = \sum_{i=1}^{N} W_i^2 \; \text{VAR}(r_i) + \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} W_i \, W_j \text{COV}(r_i, r_j)$$

$$\text{COV}(r_i, r_j) = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^{m} ([r_{ik} - E(r_i)][r_{jk} - E(r_j)])$$

$$\sum_{i=1}^{N} W_i \times Score(X_i)\,; \qquad 0 \le W_i \le 1\,; \qquad \sum_{i=1}^{N} W_i = 1$$

$$(W_{SMA}+W_{EMA}+W_{ROC}+W_{OBV}+W_{RSI}+W_{MACD}+W_{TSI}+W_{HMA}+W_{FIBO} = 1)$$

با توجه به موارد یاد شده فوق، می‌توان اینگونه بیان کرد، به هر یک از ابزارهای تکنیکال در الگوریتم معاملاتی طراحی شده، جهت اعمال سیگنال‌های خرید، فروش یا عدم اقدام، عددی بین صفر و یک تعلق خواهد گرفت، که بیانگر میزان اهمیت دستور صادر شده از سوی اندیکاتور مذکور خواهد بود. پس گذشت از این مرحله سیستم خبره با ۹ وزن تخصیص داده شده در هر مرحله رو به رو شده که همگی بین صفر و یک خواهند بود. در همین راستا به دلیل اینکه اهمیت اوزان هر یک از اندیکاتورها بیانگر اهمیت دستور صادر شده است و با توجه به این موضوع که امکان خواهد داشت مجموع اوزان تخصیص داده شده برای تمامی اندیکاتورها بیش از یک شود، مجدداً از اوزان تمامی اندیکاتورها میانگین وزنی گرفته شده که در نهایت مجموع تمامی اندیکاتورهای استفاده شده در هر مرحله، وزنی بین صفر و یک خواهند داشت و اهمیت دستورهای صادر شده توسط هر اندیکاتور در مقابل دیگر اندیکاتورها دستور دقیقی به سیستم خبره جهت انجام عملیات خواهد داد.

پس از محاسبه اوزان هریک از اندیکاتورها و ضرب آن در هریک از سیگنال‌ها، سیگنال نهایی خرید، فروش یا عدم اقدام در روز معاملاتی مشخص استخراج شده و با استفاده از وجه نقد موجود و میزان سهام موجود در پرتفوی هر یک از عملیات‌های لازم فوق انجام خواهد پذیرفت. در صورتی که سیگنال خرید برای چند سهم صادر شود، وجوه موجود به نسبت برابر ما بین تمامی سهام تقسیم خواهد شد. شروط لازم جهت خرید سهام، بدین ترتیب است که میانگین وزنی سیگنال‌های دریافت شده اگر در محدوده و بازه خرید قرار گیرد با استفاده از موجودی نقد به صورت برابر و یکسان بین سهام مستعد رشد تقسیم خواهد شد. سیگنال فروش نیز به همین ترتیب در صورتی که میانگین وزنی سیگنال‌های دریافت شده در بازه فروش سهم قرار گیرد، صادر شده و فروش سهم انجام خواهد شد. همچنین اگر سهامی سیگنال فروش قطعی دریافت ننماید ولی حد ضرر ۱۰ درصدی برای آن فعال شود (قیمت پایانی سهم در دو روز متوالی کمتر از ۱۰ درصد قیمت خرید سهم باشد) سیگنال فروش صادر شده و سهم مذکور به فروش خواهد رسید. سیستم خبره به گونه‌ای طراحی شده است، که ابتدا سیگنال فروش تمامی سهام‌های موجود در پرتفوی را بررسی کرده و پس از فروش و بروزرسانی موجودی نقد اقدام به صدور سیگنال خرید خواهد کرد. همچنین پس از هر عملیاتی در روز معاملاتی بعد موجودی نقد و سهام موجود در پرتفوی پس از کسر کارمزد معاملاتی کارگزاری به‌روز خواهد شد. همچنین جهت بهینه‌سازی بازده و ریسک در سیستم خبره از مدل‌های زیر استفاده شده است.

یافته‌های پژوهش

همانگونه که اشاره شد، در این پژوهش امکان اثرگذاری اتفاقات سیستماتیک بر نتایج وجود خواهد

داشت، به همین منظور، جهت سنجش صحت عملکرد سیستم خبره و کاهش اثرات سیستماتیک بر سیستم معاملاتی خودکار، دو بخش یادگیری و آزمون در بازه‌های زمانی مختلف به صورت چرخشی بررسی شده است. این بازه‌های زمانی به هشت دوره در بین سال‌های ۱۳۹۲ الی ۱۴۰۰ تقسیم بندی شده است. دوره‌ها و تعداد سهامی که در هر یک از این دوره‌ها در این پژوهش مورد تحلیل و بررسی قرار خواهند گرفت به شرح جدول زیر است:

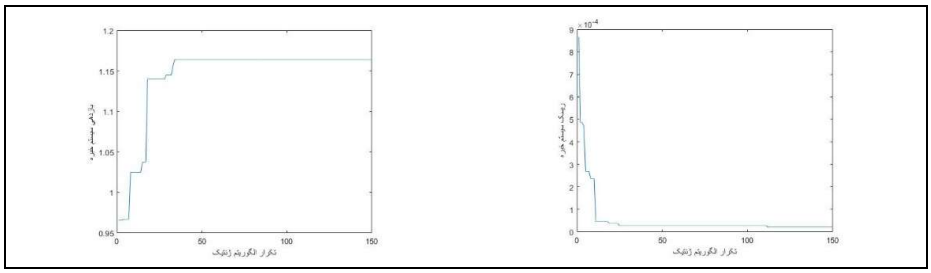
جدول(۳): دوره‌های سنجش الگوریتم معاملاتی و تعداد سهام فعال در آن

ردیف	دوره	دوره یادگیری	دوره آزمون	تعداد سهام
۱	اول	۵ فروردین ۹۲ الی ۱۴ اردیبهشت ۹۳	۱۵ اردیبهشت ۹۳ الی ۲۸ خرداد ۹۳	۱۹۵
۲	دوم	۱۸ فروردین ۹۳ الی ۲۹ اردیبهشت ۹۴	۳۰ اردیبهشت ۹۴ الی ۱۰ تیر ۹۴	۲۲۱
۳	سوم	۳۱ فروردین ۹۴ الی ۵ خرداد ۹۵	۶ خرداد ۹۵ الی ۲۱ تیر ۹۵	۲۳۱
۴	چهارم	۸ اردیبهشت ۹۵ الی ۲۴ خرداد ۹۶	۲۵ خرداد ۹۶ الی ۸ مرداد ۹۶	۲۰۵
۵	پنجم	۲۵ اردیبهشت ۹۶ الی ۱۶ تیر ۹۷	۱۷ تیر ۹۷ الی ۲۸ مرداد ۹۷	۲۳۶
۶	ششم	۱۲ خرداد ۹۷ الی ۲۵ تیر ۹۸	۲۶ تیر ۹۸ الی ۹ شهریور ۹۸	۲۸۸
۷	هفتم	۲۸ خرداد ۹۸ الی ۷ مرداد ۹۹	۸ مرداد ۹۹ الی ۲۳ شهریور ۹۹	۲۹۴
۸	هشتم	۹ فروردین ۹۹ الی ۱۸ اردیبهشت ۱۴۰۰	۱۹ اردیبهشت ۱۴۰۰ الی ۳۱ خرداد ۱۴۰۰	۲۸۴

تشریح نتایج بدست آمده از سیستم خبره معاملاتی:

در این پژوهش، الگوریتم ژنتیک با ۱۵۰ مرتبه تکرار مدل معاملاتی در دوره یادگیری، برآورد مناسبی از بهترین ترکیب پارامترها را در هر هشت دوره زمانی پیشنهاد خواهد داد. سپس اوزان بهینه به دست آمده، در اختیار سیستم معاملاتی قرار داده خواهد شد تا نتایج سیستم مذکور در دوره آزمون با روش خرید و نگهداری در شاخص‌های کل و هم‌وزن مقایسه شود. با توجه به نتایج استخراج شده می‌توان دریافت که در دوره یادگیری، در هر هشت دوره زمانی بهترین الگو و اوزان بهینه توسط الگوریتم ژنتیک

به دست آمده و جهت استفاده در سیستم خبره به کار گرفته شده است. در بهینه‌سازی بازدهی می‌توان مشاهده کرد، در هر دوره تکرار الگوریتم ژنتیک بازدهی به دست آمده از سیستم خبره نسبت به دوره قبل بهینه شده و افزایش یافته و تاثیر مثبتی نیز در کارایی سیستم خبره ایجاد کرده است. همچنین در قسمت بهینه‌سازی ریسک سیستم معاملاتی می‌توان کاهش ریسک سیستم خبره را مشاهده کرد. الگوریتم طراحی شده در هر دوره سعی در دست‌یابی به ترکیبی از اوزان بهینه خواهد داشت تا بالاترین بازدهی و پایین‌ترین ریسک موجود را کسب نماید، بدیهی است در صورتی که با تکرار الگوریتم ژنتیک به این مهم دست پیدا نکند، بهترین ترکیب وزنی که در دوره‌های پیش بیشترین بازدهی و کمترین ریسک را کسب کرده باشد، جهت استفاده سیستم خبره در دوره آزمون پیشنهاد خواهد شد. پس از بهینه‌سازی‌های صورت گرفته در دوره یادگیری، اوزان بهینه شده در مرحله نهایی توسط سیستم معاملاتی در دوره آزمون بدون استفاده از الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار خواهد گرفت. در جدول (۵) کارایی عملکرد سیستم خبره در هشت دوره، بین بخش‌های یادگیری و آزمون در الگوریتم ژنتیک و استراتژی خرید و نگهداری در شاخص هم‌وزن و شاخص کل در قسمت‌های بازدهی و ریسک مقایسه شده، که نتایج آن به شرح زیر است. لازم به ذکر است با توجه اینکه امکان سرمایه‌گذاری در شاخص کل وجود نخواهد داشت و سهام شرکت‌های پذیرش شده در شرکت فرابورس ایران نیز در شاخص کل موجود است و امکان سرمایه‌گذاری از سوی سیستم معاملاتی خبره در این حوزه وجود ندارد، معیار اصلی سنجش عملکرد سیستم خبره، شاخص هم‌وزن بوده و شاخص کل به منظور مقایسه آورده شده است.



شکل (۲): بهینه‌سازی بازدهی و ریسک با الگوریتم ژنتیک در دوره چهارم در نرم‌افزار متلب – سالانه

(منبع: محاسبات پژوهش)

جدول (۴): مقایسه بازدهی و ریسک در هشت دوره – ماهانه (اعداد بر حسب درصد)

دوره	معیار	یادگیری	آزمون	هم‌وزن	کل
اول	بازدهی	۲۰,۳۵	۱۲۳,۰۲	-۱۱,۵۲	۵,۴۴
	ریسک	۰,۰۰۴۳	۰,۰۱۵۵	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۱۵
دوم	بازدهی	۶,۰۴	۱,۲۸	-۴۲,۸۸	-۱,۵
	ریسک	۰,۰۰۰۵	۰,۱۱۷۷	۳,۷۰۲۶	۰,۲۰۶۱
سوم	بازدهی	۳,۴	-۲۳,۸۳	-۳۲,۴	۰,۸۱
	ریسک	۰,۰۰۰۱	۰,۱۵۵۳	۲,۹۳۱۴	۰,۱۸۰۰
چهارم	بازدهی	۶,۶۴	۴,۳۸	-۵,۱۳	۰,۳۲
	ریسک	۰,۰۰۰۶	۰,۱۵۱۳	۸,۱۷۵۰	۰,۱۰۳۹
پنجم	بازدهی	۳,۴۹	۲,۲۸	۲,۰۱	۴,۰۳
	ریسک	۰,۰۰۰۰۲	۰,۷۴۱۲	۲,۵۹۸۶	۰,۲۱۸۱
ششم	بازدهی	۱۸,۳۴	۱۷,۵۵	۳,۱۵	۹,۵
	ریسک	۰,۰۰۰۰۳	۰,۳۱۱۲	۱,۲۸۲۴	۰,۴۲۱۵
هفتم	بازدهی	۳۹,۳	۲۸,۷۸	۸,۶۷	۱۷,۱۱
	ریسک	۰,۰۰۰۵	۰,۲۹۰۱	۰,۹۷۹۱	۰,۵۲۳۷
هشتم	بازدهی	۱۴,۷۳	۹,۶۱	-۲,۲۵	۶,۷۶
	ریسک	۰,۰۴۵۸	۰,۹۵۲۰	۳,۲۲۴۹	۱,۸۳۱۳

(منبع: محاسبات پژوهش)

با توجه به نتایج به دست آمده از سوی سیستم معاملاتی خبره می‌توان دریافت که در عموم حالت‌ها بازدهی و ریسک به دست آمده از عملکرد سیستم خبره به طور قابل ملاحظه نسبت به عملکرد شاخص هم‌وزن و شاخص کل بهتر بوده است. به منظور سنجش پایداری نتایج لازم است تا اعتبار نتایج مدل استخراجی در نمونه‌های مختلف مورد ارزیابی قرار گیرد و لذا برای این منظور در هر بازه زمانی انتخابی با حذف ۱۰ درصد از سهام استفاده شده مجدد اقدام به استفاده از سیستم خبره کرده و نتایج حاصل از این عملیات را با عملکرد شاخص هم‌وزن و شاخص کل مقایسه نمود. در همین راستا در این پژوهش جامعه اولیه را اندکی تغییر داده شده و اقدام به حذف ۱۰ درصد از سهام فعال کرده و عملکرد سیستم خبره ۸ مرتبه با حذف ۱۰ درصد دیگر از سهام فعال تکرار کرده و نتایج را با شاخص هم‌وزن و شاخص کل مقایسه شده است. نتایج به دست آمده، در این پژوهش بیانگر این موضوع خواهد بود، که در دوره یادگیری بازدهی و ریسک به دست آمده نسبت به شاخص‌ها عملکرد بهتری کسب کرده و همچنان سیستم خبره عملکردی مناسب‌تر از شاخص هم‌وزن و شاخص کل داشته است. از سوی دیگر

به منظور کسب اطمینان بیشتر از اعتبار سنجی صورت گرفته، نتایج به دست آمده از الگوریتم معاملاتی را در مقابل شـــاخص هم‌وزن و شـــاخص کل در هشـــت دوره با اســـتفاده از آزمون ناپارامتریک[۳۰] ویلکاکسون[۳۱] در نرم افزار SPSS[۳۲] مورد بررسی قرار داده، که نتایج حاصل از این آزمون در ادامه آورده شده است.

جدول (۵): مقایسه بازدهی و ریسک دوره اول یادگیری - ماهانه (اعداد بر حسب درصد)

جامعه	معیار	یادگیری	آزمون	هم‌وزن	کل
اول	بازدهی	۲۰,۱۹	۶۹,۳۱	-۱۱,۵۲	۶,۰۱
	ریسک	۰,۰۰۰۳	۰,۱۱۷۳	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۹۰
دوم	بازدهی	۱۷,۵۸	۳۳,۵۲	-۱۱,۵۲	۶,۰۱
	ریسک	۰,۰۰۰۰۵	۰,۳۴۷۳	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۹۰
سوم	بازدهی	۱۸,۹۹	۲۷,۳۶	-۱۱,۵۲	۶,۰۱
	ریسک	۰,۰۰۰۱	۰,۱۵۶۳	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۹۰
چهارم	بازدهی	۲۳,۲۵	۵۰,۰۱	-۱۱,۵۲	۶,۰۱
	ریسک	۰,۰۰۱۷	۰,۰۰۱۸	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۹۰
پنجم	بازدهی	۲۲,۷۸	۵۳,۵۴	-۱۱,۵۲	۶,۰۱
	ریسک	۰,۰۰۴۲	۰,۲۶۲۷	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۹۰
ششم	بازدهی	۲۰,۹۲	۹۷,۸۳	-۱۱,۵۲	۶,۰۱
	ریسک	۰,۰۰۰۳	۰,۰۴۹۰	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۹۰
هفتم	بازدهی	۱۷,۹۱	۶۰,۱۸	-۱۱,۵۲	۶,۰۱
	ریسک	۰,۰۰۰۵	۰,۱۳۸۸	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۹۰
هشتم	بازدهی	۲۱,۷۰	-۵,۷۶۵۰	-۱۱,۵۲	۶,۰۱
	ریسک	۰,۰۰۰۱	۰,۱۰۷۰	۲,۹۵۱۳	۰,۲۷۹۰

(منبع: محاسبات پژوهش)

اعتبارسنجی آماری از نتایج بدست آمده:

با توجه به نتایج به دست آمده از اعتبارسنجی صورت گرفته در جداول فوق و آزمون ویلکاکسون می‌توان بیان کرد که سیستم خبره ایجاد شده توانایی بهینه‌سازی خودکار سبد سهام تحت مدیریت خود را داشته و قادر خواهد بود با استفاده از ابزارهای تکنیکال اقدام به سرمایه‌گذاری با بازدهی و ریسک مناسب نماید. همچنین معامله‌گران و تحلیل‌گران حرفه‌ای می‌توانند به منظور ارزیابی سهام مورد نظر از منظر تکنیکال در کنار ارزیابی‌های بنیادین از سیستم مذکور استفاده کنند.

جدول (۶): مقایسه نتایج سنجش اعتبار بازدهی و انحراف معیار در سیستم خبره، شاخص کل و هم‌وزن- هشت دوره اعتبار سنجی توسط آزمون ویلکاکسون در نرم افزار SPSS

Asymp. Sig	Z	Sum of Ranks	Mean Ranks	N	Negative/ Positive	Title
۰,۰۱۷	-۲,۳۸۰	۳۵	۵	۷	Negative Ranks	[33]OI return – [34]AL return
		۱	۱	۱	Positive Ranks	
۰,۰۱۲	-۲,۵۲۱	۳۶	۴,۵	۸	Negative Ranks	[35]EI return – AL return
		۰	۰	۰	Positive Ranks	
۰,۰۲۵	-۲,۲۴۰	۲	۲	۱	Negative Ranks	OI STDEV –AL STDEV
		۳۴	۴,۸۶	۷	Positive Ranks	
۰,۰۱۲	-۲,۵۲۱	۰	۰	۰	Negative Ranks	EI STDEV –AL STDEV
		۳۶	۴,۵	۸	Positive Ranks	

(منبع: محاسبات پژوهش)

با توجه به جدول فوق و نتایج بدست آمده از آن می‌توان بیان کرد؛ در ردیف اول بازدهی ایجاد شده از استراتژی خرید و نگهداری در شاخص کل و بازدهی الگوریتم سیستم خبره در ۸ دوره اعتبارسنجی مقایسه شده است، که از این میزان در ۷ مورد بازدهی بدست آمده از سیستم معاملاتی خبره بیش از بازدهی شاخص کل بوده است. در حال حاضر طبق آماره z که برابر با ۲,۳۸۰- است (نتایج آماره z یک طرفه است) و نتیجه آزمون دو طرفه بر اساس P-value، می‌توان بیان کرد با مقایسه مقدار ۰,۰۱۷ با مقدار ۰,۰۵ برای α فرض صفر که بیانگر بزرگتر بودن بازدهی بدست آمده از شاخص کل در قیاس با بازدهی بدست آمده از سیستم خبره معاملاتی است رد خواهد شد. همچنین به بیان دیگر با اطمینان ۹۸,۳ درصد فرض بزرگتر بودن بازدهی بدست آمده از شاخص کل در قیاس با بازدهی بدست آمده از سیستم خبره معاملاتی است رد می‌شود. همچنین دیگر نتایج بدست آمده از اعتبارسنجی انجام شده را می‌توان طبق جدول فوق الذکر در خصوص مقایسه بازدهی شاخص هم‌وزن و بازدهی سیستم خبره معاملاتی، مقایسه ریسک بدست آمده از معاملات شاخص کل در مقابل ریسک بدست آمده از معاملات سیستم خبره معاملاتی و مقایسه ریسک بدست آمده از معاملات شاخص هم‌وزن در مقابل ریسک بدست آمده از معاملات سیستم خبره معاملاتی تعمیم داد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش ابتدا مقدماتی از شکل‌گیری و اهمیت موضوع معاملات الگوریتمی ارائه شد. سپس با توجه به پیشینه تحقیقات صورت گرفته و مطالعه پژوهش‌های اتجام شده، خلاءهای موجود در تحقیقات شناسایی و مدل سبدگردان خودکار به وسیله مفاهیم تحلیل تکنیکال، ابزار فیبوناچی و الگوریتم بهینه سازی ژنتیک معرفی شد. اطلاعات استفاده شده در این پژوهش مقادیر بیشترین قیمت، کمترین قیمت، قیمت پایانی، قیمت اولیه و حجم معاملات سهام فعال در بورس اوراق بهادار تهران است.

سپس اندیکاتورها و اسیلاتورهای تحلیل تکنیکال جهت استفاده سیستم خبره طراحی شده و تمام اطلاعات و داده‌های سهام فعال در بورس اوراق بهادار تهران به سیستم خبره مذکور داده شده است. سیستم خبره با توجه به قوانین تعریف شده برای هریک از ابزارهای تحلیل تکنیکال در هر سهم، امتیازاتی را ایجاد کرده و سپس با اضافه نمودن اوزانی که توسط الگوریتم ژنتیک بهینه شده‌اند، امتیازات ابزارهای تکنیکال را اولویت بندی کرده و در نهایت با استفاده از میانگین وزنی امتیازات، سیگنال‌های لازم جهت انجام اقدامات لازم صادر شده است. در صورتی که میانگین وزنی مذکور در بازه فروش باشد سیگنال فروش و اگر میانگین امتیازات ابزارها در بازه خرید باشد، سیگنال خرید صادر خواهد شد. همچنین لازم به ذکر است، از تمامی ابزارهای اشاره شده در پژوهش برای ایجاد سیگنال خرید، فروش یا عدم اقدام استفاده شده است. در ادامه روند پژوهش جهت اعتبار سنجی از سیستم خبره و بهینه‌سازی صورت گرفته، نتایج الگوریتم در دو دوره یادگیری و آزمایش مورد بررسی قرار گرفت و به منظور جلوگیری از اثرات هیجانی و سیستماتیک بر نتایج سیستم خبره و همچنین سنجش دقیق عملکرد واقعی سیستم مذکور در هشت دوره مختلف عملکرد الگوریتم معاملاتی مورد بررسی قرار گرفت. الگوریتم ژنتیک اوزان ابزارهای تکنیکال را پردازش کرده و ترکیب مناسبی از این اوزان را پس از تکرار چندین باره الگوریتم بر ابزارها، به دست آورده و مقادیر بهینه را جهت آزمون مدل مذکور در دوره آزمایش ارائه می‌کند. در نهایت با مقایسه نتایج به دست آمده و عملکرد الگوریتم معاملاتی طراحی شده می‌توان به این نتایج رسید که، عملکرد سیستم خبره در سبدگردانی خودکار به طور قابل توجهی نسبت به استراتژی خرید و نگهداری برتری داشته و توانایی کسب بازدهی بهتر و کاهش ریسک به شکل قابل توجهی را خواهد داشت. همچنین با استناد به نتایج بدست آمده می‌توان بیان کرد، به دلیل اینکه بازده کسب شده توسط سیستم خبره معاملاتی در دوره‌های بررسی شده بیش از بازدهی شاخص هم‌وزن و شاخص کل در استراتژی خرید و نگهداری است، شرط $H0$ در فرضیه اول نقض و شرط مقابل آن $H1$ تایید می شود. از سوی دیگر با توجه به اینکه ریسک بدست آمده از معاملات سیستم خبره

معاملاتی در دوره‌های بررسی شده کمتر از ریسک معامله شاخص هم‌وزن و شاخص کل در استراتژی خرید و نگهداری است، شرط H0 در فرضیه دوم نقض و شرط مقابل آن H1 تایید می‌شود.

نتایج به دست آمده از این پژوهش از این منظر که بازارهای مالی به طور کامل از فرآیند گام تصادفی پیروی نمی‌کنند، با تحقیقاتی همچون آنچه که در مطالعات جورجولو و همکاران مشاهده کردیم هم راستا بوده و همچنین، به دلیل آنکه بر گستره وسیعی از سهام فعال در بازار سرمایه این تحقیق انجام گرفته است، احتمال غیر تصادفی بودن نتایج را نیز کاهش می‌دهد. لذا با توجه به موارد فوق الذکر و نتایج به دست آمده می‌توان بیان کرد، قوانین تحلیل تکنیکال و الگوریتم‌های فرا ابتکاری در بازارهایی با سطح کارایی ضعیف قابل استفاده بوده و می‌توان بازدهی مناسب از بازارهای مذکور کسب کرد.

منابع

۱) مهسا جمشیدی، معاملات الگوریتمی و معاملات پر بسامد (بنیان، سازوکار و آموخته‌های جهانی). مدیریت تحقیق و توسعه شرکت بورس اوراق بهادار تهران؛ (۱۳۹۶).

۲) سید محمد علی شهدایی شهدایی، تحلیل بنیادی در بازار سرمایه. چاپ ۸. انتشارات چالش؛ (۱۳۹۸).

3) Alexander, S. S. (1961). Price movements in speculative markets: Trends or random walks. Industrial Management Review.

4) Fama, E. F., & Blume, M. E. (1966). Filter rules and stock-market trading. The Journal of Business, 226-241.

5) Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. The Journal of Finance, 1731-1764.

6) Taylor, M. P., & Allen, H. (1992). The use of technical analysis in the foreign exchage market. Journal of international Money and Finance., 304-314.

7) Blume, L., Easley, D., & O'hara, M. (1994). Market statistic and technical analysis: The role of volume. The Journal of Finance, 153-181.

8) Allen, F. (1999). Using genetic algorithms to find technical trading rules. Jornal of financial Economics, 245-271.

9) Roger, J. K. (2002). Stock timing using genetic algorithms. Stochastic models in business and industry, 121-134.

10) Potvin, Y. J., Soriano, P., & Vallee, M. (2004). Generating trading rules on the stock markets with genetic programming. Computers & Operations Research, 1033-1047.

11) Esfahanipour, A., & Mousavi, S. A. (2011). genetic programming model to generate risk-adjusted technical trading rules in stock markets. Expert Systems with Applications, 8438-8445.

12) Lin, X., Yang, Z., & Song, Y. (2011). Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and Echo State Network. Expert systems with Applications, 11347-11354.

13) Allahyari Hosseini, R., Niroomand, A., & Kheyrmand Parizi, A. (2012). Using fibonacci numbers to forecast the stock market. International Journal of Management Science and Engineering Management, 268-279.

14) Christofer, A., Andersen, & Mikelsen, S. (2012). A novel algorithmic trading framework applying evolution and machine learning for portfolio optimization.

15) Brasileiro, R., Souza, L. V., & Fernandes, J. B. (2013). Automatic method for stock trading combining technical analysis and the Artificial Bee Colony Algorithm. Evolutionary Computation.

16) Ulku, N., & Prodan, E. (2013). Drivers of technical trend-following rules profitability in world stock markets. Financial Analysis, 214-229.
17) Venkatesh, C., Madhu, T., & Ganesh, L. (2013). Fundamental analysis and stock returns: an Indian evidence. Canadian Journal of Business and Economics, 26-34.
18) Suresh, C. B., & Sumit, K. C. (2014). Intrinsic Value Of Stock: Does Market Appreciate It? Economics, Management, and Financial Markets, 53-74.
19) Kia, F., Jeney, G., & Levendovszky, J. (2014). Loss-minimal Algorithmic Trading Based on Levy Processes. TEM Journal, 210-215.
20) Sezer, O. B., & Ozbayoglu, A. M. (2019). Financial trading model with stock bar chart image time series with deep convolutional neural networks. Intelligent Automation and Soft Computing journal.
21) Kim, T., & Kim, H. Y. (2019). Forecasting stock prices with a feature fusion LSTM-CNN model using different representations of the same data. Plos One.
22) Chen, J., Luo, C., Pan, L., & Jia, Y. (2021). Trading strategy of structured mutual fund based on deep learning network. Expert System with Applications.

یادداشت‌ها

1) Fundamental analysis
2) Technical analysis
3) Auto trading system
4) Machine learning
5) Artificial intelligence
6) CITADEL
7) Black rock
8) Quantopian
9) Numerai
10) Expert algorithm
11) Genetic algorithm
12) Buy and hold strategy
13) Random walk
14) Golden ratio
15) S&P
16) Forward-test
17) Back-test
18) Support vector machines (SVM)
19) Artificial neural network
20) Ant Colony
21) Bourse de Paris
22) Candlestick
23) Convolutional Neural Network
24) Long Short-Term Memory
25) Deep learning network
26) EXCEL
27) MATLAB
28) Multipoint crossover
29) Mutation
30) Nonparametric
31) Wilcoxon
32) Statistical package for the social sciences
33) Overall index
34) Algorithm
35) Equivalent index