فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره پنجاه/ بهار ۱۴۰۱

توسعه یک رویکرد جدید یادگیری جمعی برای انتخاب پرتفوی سهام با استفاده از ماشین بردار پشتیبان چند کلاسه و الگوریتم ژنتیک

نسرین باقری مزرعه[۱]
امیر دانشور[۲]
مهدی معدنچی زاج[۳]

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۶/۲۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۷/۲۹

چکیده

امروزه در بازارهای مالی حجم و سرعت معاملات افزایش چشم‌گیری یافته است و دچار تغییر و تحولات گسترده‌ای شده است. تعیین استراتژی مناسب برای خریدوفروش در بورس اوراق بهادار وقتی با روندهای افزایشی و کاهشی یا نوسانی مواجه هستند بسیار مهم می‌باشد.لذا برای انتخاب یک استراتژی مناسب، استفاده از مدل‌های پیچیده فرا ابتکاری استفاده می‌شود. در این تحقیق تلاش می‌شود تا با توسعه روش جدید انتخاب و بهینه‌سازی پرتفوی سهام مبتنی بر الگوریتم یادگیری جمعی و ژنتیک به‌منظور انتخاب بهترین استراتژی معاملاتی برای کسب بازدهی بیشتر و ریسک کمتر استفاده کرد. برای پیش‌بینی بازده و دریافت سیگنال خرید از ترکیب الگوریتم ماشین بردار پشتیبان شش کلاسه (SVM) و برای بهینه‌سازی قواعد معاملاتی از الگوریتم پویای ژنتیک استفاده‌شده است. برای بهبود دقت طبقه‌بندی بازده در این تحقیق از روش‌های یادگیری جمعی شامل Bagging، یکی از الگوریتم‌های مبتنی بر Ensemble Learning استفاده‌شده است.داده‌های مربوط به هر سهم و متغیرهای بنیادی، در ک بازه زمانی روزانه بین سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۹ به‌عنوان داده‌های آموزش و آزمون استفاده می‌شود. نتایج به‌دست‌آمده در مقایسه با روش‌های سنتی نتایج امیدوارکننده‌ای داشته است.

کلمات کلیدی

الگوریتم ژنتیک، یادگیری ماشین، یادگیری جمعی، بهینه‌سازی پرتفوی

۱-دانشجوی دکتری گروه مدیریت مالی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. nbm.bagheri71@gmail.com
۲-استادیار گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد الکترونیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.(نویسنده مسئول) Daneshvar.amir@gmail.com
۳- استادیار گروه مدیریت مالی، واحد الکترونیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. madanchizajmehdi@gmail.com

مقدمه

بازارهای مالی در دهه گذشته دچار تغییر و تحولات گسترده‌ای شده‌اند. در راستای این تغییرات و پیشرفت گسترده علوم و فناوری کامپیوتر، روش‌ها و الگوریتم‌های مدل‌سازی و تصمیم‌گیری در خصوص تشکیل و پایش عملکرد پرتفولیو و انجام معاملات نیز به سمت الکترونیکی شدن پیش‌رفته‌است. همچنین تغییرات شدید قیمت‌ها و بازار در تایم‌فریم‌های مختلف نیازمند توجه بیش‌ازپیش و عکس‌العمل نشان دادن‌های سریع و درخور این تغییرات است [۶].

امروزه نهادهای مالی همچون شرکت‌های سرمایه‌گذاری، صندوق‌های سرمایه‌گذاری، بانک‌ها و اشخاص حقیقی جهت افزایش سرمایه خود و یا پوشش ریسک[۱]اقدام به سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه و بورس می‌کنند. در ایران ضریب شاخص نفوذ بازار سرمایه در سال‌های اخیر رشد چشم‌گیری داشته است. این شاخص که از مجموع تعداد کدهای سهامداران و تعداد صاحبان واحدهای سرمایه‌گذاری صندوق‌ها به دست می‌آید، از قریب به ۶,۵ میلیون نفر در سال ۱۳۹۲ به بیش از ۵۵ میلیون نفر تا پایان اسفندماه سال ۱۳۹۹رسیده است. هر چه ضریب نفوذ بازار سرمایه بالاتر رود، احتمال حضور افرادی که آشنایی زیادی با مفاهیم بازار سرمایه و خریدوفروش سهام ندارند، در بازار سرمایه افزایش می‌یابد. ازاین‌رو گسترش بهینه‌سازی و طراحی روش خودکار انتخاب و تشکیل پرتفوی ضروری به نظر می‌رسد. همچنین افرادی که با دانش و اطلاعات کافی در بازار سرمایه حضور یافته و اقدام به خریدوفروش در بورس می‌نمایند، از تحلیل تکنیکال و بنیادی و ابزارهای گوناگون جهت یافتن فرصت سرمایه‌گذاری مناسب استفاده می کنند. این تحلیل‌ها اغلب به‌صورت دستی[۲] و تنها برای یک سهم انجام می‌گیرند و به همین دلیل بررسی فرصت‌های سرمایه‌گذاری با سرعت کمی انجام می‌شود. برای رفع این مشکل نیز نیاز به ظهور الگوریتم ها و روش‌هایی جهت انتخاب خودکار احساس می‌شود تا با سرعت بیشتری بتوانند داده‌های بیشتری را تحلیل نمایند [۱].

برقراری تعادل میان هزینه واکنش بازار و ریسک هزینه فرصت مستلزم طراحی استراتژی‌های اجرای معاملات هست. در انتخاب یک استراتژی انجام معامله، سرمایه‌گذار علاوه بر تعدیل نمودن ترجیهات خود بایستی برای تغییر و انطباق استراتژی با تغییر شرایط بازار آماده باشد. وظیفه طراحی یک استراتژی بهینه انجام معامله پیچیده است زیرا مستلزم تصمیم‌گیری‌هایی در رابطه با بهترین روش برای تقسیم‌کردن سفارش، نقطه ورود سرمایه‌گذار در اجرای سفارش، انتخاب نوع سفارش و چگونگی اندازه‌گیری عملکرد اجرای معامله هست. درگذشته وظیفه طراحی یک استراتژی انجام معامله

به‌طورمعمول بر عهده کارشناسان (انسان) بود اما با افزایش تعداد تصمیم‌گیری‌ها یک رویکرد خودکار موردنیاز است؛ بنابراین، روش بایستی پویا و پاسخگوی شرایط بازار در زمان واقعی باشد [۲].

بازارهای مالی سیستم‌های پیچیده‌ای هستند که ماهیت غیرخطی و دینامیک با وابستگی درونی بالا، بسیار نویزی با تلاطمات بالا و تحت‌تاثیر عوامل سیاسی، اقتصادی، اجتماعی و روانی هستند. ازجمله مشکلاتی که برای سرمایه‌گذاران در بورس اوراق بهادار وجود دارد عدم توانایی در پیش‌بینی تلاطمات بازار و انتخاب درست استراتژی معاملاتی برای کسب سود با حداقل ریسک است. لذا انتخاب یک استراتژی مناسب در بورس اوراق بهادار وقتی با روندهای افزایشی و کاهشی یا نوسانی مواجه هستید بسیار مهم می‌باشد و با انتخاب درست استراتژی می‌توان علاوه بر کاهش سطح ریسک، توان خود را روی کسب بازده بیشتر، متمرکز کرد. بدین دلیل لزوم بکارگیری یک سیستم معاملاتی الگوریتمیک اهمیت دارد. معمولاً بررسی چندین معیار با توجه به اندیکاتورهای تکنیکال و شاخص‌های بنیادی بازدهی در طول زمان و استفاده از روش‌های علمی برای شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس کاری سخت و زمان‌بر است. لذا در این تحقیق تلاش می‌شود تا با توسعه روش جدید انتخاب و بهینه‌سازی پرتفوی سهام مبتنی بر یادگیری ماشین و ژنتیک به‌منظور انتخاب بهترین استراتژی معاملاتی برای کسب بازدهی بیشتر استفاده کرد.

مهم‌ترین هدف کاربردی از انجام این پژوهش ایجاد بهترین پرتفوی ممکن از سرمایه‌گذاری‌ها و ارائه یک مدل تصمیم‌گیری منحصربه‌فرد برای سرمایه‌گذاری‌های معاملات ماهانه و دریافت سیگنال خرید در بازار سهام را ارائه می‌دهد...

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

با افزایش حجم و سرعت مبادلات در بازارهای سرمایه در سال‌های اخیر، تکنیک‌های دستی جهت تحلیل بازار کارایی خود را ازدست‌داده‌اند. در این راستا تکنیک‌های دادوستد الگوریتمی که به‌وسیله تکنیک‌های محاسباتی[۳] به فعالیت‌های سرمایه‌گذاری کمک می‌کنند، ظهور کردند.

امروزه به کمک تکنیک‌های محاسباتی، ماشین‌ها قادرند ابزارهای گوناگون و شرکت‌های بیشتری را با سرعت بیشتری نسبت به انسان تجزیه‌وتحلیل نموده و تصمیم‌گیری‌هایی عاری از خطای انسانی انجام دهند. دادوستد الگوریتمی هم برای فروش دارایی‌ها و هم برای خرید آن‌ها به کار می‌روند.

درصورتی‌که فرد یا بنگاهی قصد خرید دارایی را داشته باشد نیز یادگیری ماشینی و دادوستد الگوریتمی می‌تواند به کار آید. در حوزه خرید تصمیم‌هایی هوشمندانه برای رسیدن به هدف موردنظر

ازجمله به حداکثر رساندن سود یا حداقل کردن ریسک یا هر دو، گرفته می‌شود که از یادگیری ماشینی برای تحلیل و جست‌وجوی الگوها استفاده می‌شود.

انتخاب سبد سرمایه‌گذاری یکی از مسائل اصلی و مهم در حوزه خرید می‌باشد که به تخصیص سرمایه بین چند سهم جهت به حداکثر رساندن بازده سرمایه‌گذاری در طولانی‌مدت می‌پردازد. در انتخاب سبد سرمایه‌گذاری، الگوریتم‌هایی ارائه‌شده است که با ترکیب تئوری‌های اقتصادی و روش‌های یادگیری ماشینی مختلف به حداکثر کردن بازده سرمایه‌گذاری طی چند دوره می‌پردازد. در ادبیات مدل‌های انتخاب سبد سرمایه‌گذاری، یک اصل تئوریک عمده وجود دارد.

تئوری مارکویتز در سال ۱۹۵۲ به موازنه بین بازده انتظاری (میانگین) و ریسک (واریانس) می‌پردازد و برای تصمیم‌گیری تک دوره‌ای مناسب است. مارکوویتز پیشنهاد کرد که سرمایه‌گذاران ریسک و بازده را به‌صورت توامان در نظر می‌گیرند و میزان تخصیص سرمایه بین فرصت‌های سرمایه‌گذاری گوناگون را بر اساس تعامل بین این دو انتخاب نمایند [۷].

تجارت الگوریتمی یک تجارت خودکار است که توسط الگوریتم‌ها در رایانه‌های با تعامل انسانی کم یا هیچ، انجام می‌گردد. فرآیند AT شامل سه مرحله اصلی است، یعنی تولید سیگنال تجارت، تصمیم معامله و اجرای تجارت. سیگنال تجاری معمولاً ماشه‌ای برای عمل توسط انسان یا رایانه فراهم می‌کند. ابزارهای مالی که براساس معیارهای تعیین شده توسط انسان با هم همبستگی دارند. به‌طورکلی، سیستم-های معاملاتی از دو فرآیند تشکیل می‌شوند، یعنی تعیین استراتژی‌های ورود و استراتژی‌های خروج؛ که با توجه به تجزیه‌وتحلیل در بازارهای مالی مشخص می‌شوند [۲۰].

در بازارهای‌مالی دو نوع‌تحلیل برای سرمایه‌گذاران وجود داردکه عبارت‌اند از تحلیل تکنیکال و تحلیل بنیادی. برای روشن‌تر شدن موضوع به‌صورت مختصر شرحی از شرایط هریک از تحلیل‌ها ارائه می‌شود.

تحلیل بنیادی: تحلیل عوامل خرد و کلان در حوزه‌ی بازارهای سهام و کالا در سطوح مشخصی انجام می‌گیرد. در سطح شرکت‌ها، شامل بررسی صورت‌های مالی، مدیریت کسب‌وکار شرکت‌ها، ترکیب سهامداران، تحلیل رقبا و ... می‌باشد. تجزیه‌وتحلیل بنیادی شامل بررسی شاخص‌های کلان اقتصادی از قبیل نرخ تورم، تولید ملی، نرخ بهره، سود سهام، نرخ بیکاری، نرخ رشد اقتصادی و سیاست‌های پولی و مالی دولت و سایر نهادهای تأثیرگذار بر قیمت دارایی است که تحلیلگر با بررسی آن‌ها به‌پیش‌بینی قیمت‌های آتی دارایی می‌پردازد. به‌عبارت‌دیگر در تحلیل بنیادی، متغیرهای اقتصادی مختلف و تأثیر این متغیرها بر قیمت دارایی موردبررسی قرار می‌گیرد [۱۲].

تحلیل تکنیکال: تجزیه‌وتحلیل تکنیکال، شامل تکنیک‌های پیش‌بینی است که با اندازه‌گیری الگوهای تاریخی رفتار قیمت سهام و ویژگی تاریخی سایر اطلاعات مالی به‌دست‌آمده‌است. تحلیل‌گر پس از بررسی عملکرد رفتار گذشته اطلاعات جاری مربوط به قیمت سهام را موردبررسی قرار می‌دهد تا دریابد که آیا هیچ‌گونه الگوی برقرار شده‌ای قابل اعمال است یا خیر؟ اگر چنین باشد، پیش‌بینی‌هایی می‌توان انجام داد. تحلیلگران تکنیکی بر این عقیده‌اند که تاریخ خود را تکرار می‌کند و تغییرات آتی قیمت سهام می‌تواند با توجه به قیمت‌های پیشین سهام تعیین شوند. تکنیکال‌ها فرض را بر آن می‌گذارند که عوامل بنیادی تأثیر خود را بر روی قیمت‌ها گذاشته‌اند و لذا تحلیل نمودار قیمت می‌تواند راهگشای پیش‌بینی آینده آن باشد [۸].

دو نوع شاخص اصلی در تحلیل تکنیکال وجود دارد:

- اندیکاتورها: اندیکاتورها برای درک بهتر روند قیمت‌ها استفاده می‌شوند. شاخص‌های روند نقاط ورود یا خروج از دارایی را نمایش می‌دهند. به‌عبارت‌دیگر نقطه ورود، زمانی که قیمت در حال افزایش است و یا نقطه خروج، زمانی که قیمت در حال کاهش می‌باشد.
- نوسانگرها: پیش‌بینی‌کننده تغییرات لحظه‌ای روی رفتار دارایی می‌باشند و قادر به سنجش قدرت و سرعت جهت‌گیری روند قیمت می‌باشند [۱۳].

تحقیقات خارجی

تحقیقات انجام شـــده در بازارهای خارجی با اســـتفاده از روش‌های ترکیبی اســـتراتژی‌های مختلف برای پشـــتیبانی از الگوریتم‌های بهینه‌ســـازی در بازار خارجی نتایج امیدوارکننده‌ای را نشـــان می‌دهد. از طرفی رویکردهای متفاوتی از اســتراتژی‌های محاســبات تکاملی و الگوریتم‌های یادگیری ماشــینی وجود دارند که شامل شبکه عصبی، الگوریتم‌های ژنتیک و الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان می‌باشند.

کیموتو و همکاران (۱۹۹۰)، جانگ و همکاران (۱۹۹۳) و یانگ و همکاران (۲۰۰۰) الگوریتم‌های ژنتیک و روش‌های دیگر، مانند تجزیه و تحلیل تکنیکال، رگرسیون و ماشین‌بردار پشتیبانی را برای شناسایی فرصت‌های بهینه معاملات بازار سهام از طریق تجربیاتی که نشان می‌دهد بازده خوبی دارد، ترکیب کردند [۲۶،۲۸،۳۹].

شوآف و همکاران (۱۹۹۸) یک مدل پیش‌بینی که ترکیبی از الگوریتم‌های ژنتیکی یکپارچه با نظریه مجموعه راف برای بهبود دقت پیش‌بینی قیمت سهام ارائه می‌دهد. این مدل می‌تواند بازدهی بالاتری نسبت به استراتژی خرید و نگهداری یا الگوریتم‌های ژنتیک عمومی به دست آورد [۳۷].

گلد و لبویتز (۱۹۹۹) انتخاب استراتژی مناسب با در نظر گرفتن اهداف سرمایه‌گذاری با توجه به بازده و ریسک سرمایه‌گذاری سهام و سپس شناسایی پرتفوی بهینه، از بین تعداد زیادی از فرصت‌های سرمایه‌گذاری اقدام کردند [۲۴].

لازو (۲۰۰۰) پیشنهاد استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک برای انتخاب سهام و استراتژی‌های تخصیص سرمایه را ارائه دادند. آن‌ها ازجمله محققانی بودند که از شبکه‌های عصبی برای انتخاب سهام و از الگوریتم‌های ژنتیکی برای حل مسئله تخصیص سرمایه استفاده کرده‌اند [۳۲].

نگ و همکاران (۲۰۰۳) شناسایی و زمان‌بندی با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک برای بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری و دستیابی به سود پایدار را در نظر گرفت [۳۴].

کو و همکاران (۲۰۰۷) ترکیب الگوریتم‌های ژنتیکی با اندیکاتورهای تکنیکال و در نظر گرفتن بازده و ریسک سرمایه‌گذاری یک سیستم معاملات سهام را ایجاد کردند. الگوریتم‌های ژنتیک می‌توانند به شناسایی بهترین ترکیب اندیکاتورهای تکنیکال کمک کنند و نتایج بهتری داشته باشند [۲۹].

لیپینکی (۲۰۰۸) با استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی قیمت سهام و روند بازار سهام، یک سیستم معاملاتی سهام هوشمند ایجاد کرد [۳۱].

ورساکه و همکاران (۲۰۰۴)، خان و همکاران (۲۰۰۸) و دو و همکاران (۲۰۱۰) بیان کردند که استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک برای بهینه‌سازی مدل پیش‌بینی شاخص سهام بی تأثیر است [21,30,38].

چیو و همکاران (۲۰۱۰) الگوریتم‌های ژنتیکی اعمال شده با عملکرد جدید برای انتخاب اهداف سرمایه‌گذاری بر مبنای قیمت سهام صرف‌نظر از اینکه شاخص بازار سهام کاهش یابد را طراحی کردند، این روش می‌تواند بازدهی پایدار به دست آورد [18].

چنگ و همکاران (۲۰۱۰) ترکیب الگوریتم‌های ژنتیکی، رگرسیون و تجزیه‌وتحلیل تکنیکال برای طراحی مدل انتخاب سهام و شناسایی سهام‌هایی با رشد و بازدهی بالا به‌عنوان اهداف سرمایه‌گذاری برای پیش‌بینی صحیح قیمت سهام را ارائه دادند [19].

لو و همکاران (۲۰۱۱) الگوریتم‌های ژنتیکی یکپارچه و روش جستجوی الگو برای تخصیص سرمایه و انتخاب سهام را بیان نمودند. چنین آزمایشاتی به روش‌های معمول انتخاب منجر به نتایج خوب به روش چرخ رولت می‌شود [33].

دستخان و همکاران (۲۰۱۱) برای پیش‌بینی بازگشت سرمایه از سری‌های زمانی فازی و سپس از الگوریتم‌های ژنتیک برای شناسایی استراتژی بهینه سرمایه‌گذاری استفاده کرد. نتایج تجربی این روش را برای عملکرد ۵۰ شاخص بازار تایوان نشان داد [23].

سفیانه و همکاران (۲۰۱۲)، در مقاله‌ای تحت عنوان انتخاب پرتفوی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، الگوریتم ژنتیک را بر روی مثال ساده‌ای شامل ۵ سهم به کار بسته‌اند. آن‌ها ذکر می‌کنند که نتایج به‌دست‌آمده جالب‌توجه بوده و کارایی الگوریتم ژنتیک را برای همگرایی سریعش به سمت راه‌حل بهتر تأیید می‌کند و همچنین در مورد زمان محاسباتی نیز جالب‌توجه است[35] .

انوار و رحمان (۲۰۱۹) مدل پیش‌بینی قیمت بازار سهام با استفاده از ابزارهای یادگیری ماشین پیشرفته را پیشنهاد کرد که به‌وسیله تجزیه و تحلیل تکنیکال با استفاده از قیمت‌های باز، بسته، بالا و پایین روند گذشته قیمت‌ها را بررسی می‌کند و با استفاده از نمودار سهام به‌پیش‌بینی مسیر احتمالی قیمت آن درآینده می‌پردازند. عملکرد این تحقیق با استفاده از داده‌های بورس سهام داکا ارزیابی می‌شود [17].

هانگ (۲۰۱۹) مدل پیش‌بینی شاخص سهم با استفاده از ابزارهای یادگیری ماشین با استفاده از شاخص‌های بنیادی را ارائه دادند. داده‌های مالی سه ماهه سهام برای۲۲ سال را با سه الگوریتم یادگیری ماشین اعم از شبکه عصبی، جنگل تصادفی و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی را بررسی کرده‌اند [25].

جیانگ و همکاران (2020) مدل پیش‌بینی شاخص سهام با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق را ارائه کردند. این مدل ورودی از شاخص‌های تکنیکال همراه با شاخص‌های اقتصاد کلان برای پیش‌بینی جهت شاخص قیمت سهام به‌صورت ماهانه پرداختند [27].

چادهوری و همکاران (۲۰۲۰) پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از مدل قیمت‌گذاری بلک شولز و یادگیری ماشین را ارائه کردند. از الگوریتم‌های مختلف مانند درخت تصمیم، روش یادگیری ماشین و شبکه عصبی استفاده‌شده است [20].

تحقیقات داخلی

رهنمای رودپشتی و همکاران (۱۳۹۳) بهینه‌سازی پرتفوی متشکل از سهام صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک بورس اوراق بهادار تهران را با رویکرد الگوریتم ژنتیک در سی صندوق سرمایه‌گذاری مشترک فعال در بازار سرمایه ایران با سه متغیر بازده مورد انتظار، ریسک پرتفوی و

کوواریانس موردبررسی قرار دادند. نتایج حاکی از آن است که الگوریتم ژنتیک می‌تواند جهت انتخاب سبد متشکل از سهام صندوق‌های مشترک به کار رود و با استفاده از آزمون زوجی مشخص شد که سبدهای تشکیل‌شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک نسبت به روش سنتی، مطلوب‌تر می‌باشند. [4].

میرزایی و همکاران (۱۳۹۵)کاربرد الگوریتم ژنتیک چندهدفه در بهینه‌سازی پرتفوی سهام را با استفاده از شاخص‌های تکنیکال در ۲۶۱ شرکت بورس اوراق بهادار تهران در سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۰ موردبررسی قرار دادند. نتایج به‌دست‌آمده با شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران مقایسه و مشخص گردید با استفاده از شاخص‌های تکنیکال و الگوریتم ژنتیک چندهدفه، می‌توان عملکرد بهتری نسبت به بازار داشت [14].

کمالی (۱۳۹۶) بیان کردند تحلیل تکنیکال بر پایه محاسبات ریاضی و روان‌شناسی بازار شکل‌گرفته، می‌تواند با پیش‌بینی قیمت سهام و روند بازار نقاط مناسب را جهت خریدوفروش آشکار می‌سازد. به‌منظور ایجاد سیستم جامع معاملاتی و برای سامان‌دهی اطلاعات الگوریتم‌های بهینه‌سازی به کار می‌آیند، در واقع با توجه به سیگنال‌های دریافتی از روش‌های تحلیل تکنیکال استراتژی معاملاتی تعیین می‌شود. برای پیاده‌سازی این استراتژی در سیستم معاملاتی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی استفاده می‌کنیم [9].

یافتیان(۱۳۹۷) یک سیستم معاملاتی خودکار، در زمینه معالات الگوریتمی طراحی کرد که بر اساس آن، سری‌های مالی یک بعدی را به داده‌های تصویری دو بعدی تبدیل می‌کند تا بتواند از قدرت شبکه عصبی کانولوشن عمیق برای ایجاد سیستم معاملاتی خودکار استفاده نماید [16].

پوراحمدی (۱۳۹۸) ارائه یک سیستم معاملاتی خودکار مالی که این سیستم به همانند یک عامل اقتصادی، بتواند تصمیم‌گیری صحیحی در خصوص زمان مناسب برای خریدوفروش دارایی مالی ارائه دهد. برای اینکه بتوان از مدل انتظار سودآوری داشت باید آن را به شکل هوشمند طراحی کرد و این هوش به سیستم این امکان را می‌دهد که بتواند فکر کند، یاد بگیرد، اطلاعات گذشته را درک کند، قضاوت کند و تصمیم منطقی ارائه دهد[3] .

گودرزی (۱۳۹۸) ارائه نوعی سیستم سبدگردانی است که با ترکیب همزمان نسبت‌های مالی به‌عنوان تحلیل بنیادی و اندیکاتورها به‌عنوان تحلیل تکنیکال، به هرکدام از اوراق بهادار امتیازی جهت قرار گرفتن در لیست خرید یا فروش داده می‌شود. سپس با استفاده از سیستم سبدگردانی روزانه اقدام به خرید یا فروش می‌کند. از الگوریتم ژنتیک تک هدفه با هدف بیشینه‌کردن بازده استفاده می‌شود [10].

نصیری (۱۳۹۸) طراحی و پیاده‌سازی روش‌های معاملات الگوریتمی، بررسی چالش‌های پیش روی آن در طی این مسیر و در نهایت پاسخ‌گویی به این سوال که آیا این شیوه معاملاتی مدرن را می‌توان به‌عنوان یک شیوه سودآور در بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفت یا خیر را بررسی کرده‌اند [15].

درخشان (۱۳۹۹) استفاده از انواع روش‌های یادگیری ماشین برای مدل‌سازی قیمت سهام و یا به عبارت بهتر طراحی سیستم معاملات هوشمند جلب شده است. با رویکرد جدیدی که برپایه تحلیل علت و معلولی است، از میان متغیرهای ورودی (شامل برخی از اندیکاتورهای تکنیکال، اندیکاتورهای بنیادین و متغیرهای اقتصادی)، انتخاب ویژگی انجام خواهد شد. در گام بعد، با هدف افزایش دقت و بهبود پتانسیل سودآوری مدل، روند قیمت سهم به چند دسته (برای مثال صعودی، ثابت، نزولی) طبقه‌بندی خواهد شد و برای هر یک از حالت‌های روند قیمت سهم، با ترکیبی از مدل‌ها، استراتژی مناسب طراحی خواهد شد [5].

محبی (۱۳۹۹) قوانین تکنیکال در این پژوهش سه دسته سیگنال خرید، فروش و عدم اقدام را ایجاد کرده و نتایج مذکور را در اختیار سیستم خبره معاملاتی قرار می‌دهند. سپس سیستم خبره ایجاد شده با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک اقدام به تخصیص اوزانی برای هر یک از نتایج ایجاد شده کرده، در نهایت نتایج به‌دست‌آمده از سیستم خبره با بازدهی، ریسک و نسبت شارپ به‌دست‌آمده از استراتژی خرید و نگهداری در شاخص‌های هم‌وزن و کل، مقایسه شده است [11].

روش‌شناسی پژوهش

پیش‌بینی بازده و بهینه‌سازی قواعد معاملاتی

در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک برای بهینه کردن قواعد معاملاتی انتخابی برای سرمایه‌گذار به‌منظور کسب حداکثر بازدهی استفاده می‌شود. لذا از الگوریتم ماشین برار پشتیبان برای پیش‌بینی بازده و دریافت سیگنال خرید در قالب قواعد معاملاتی به‌منظور تعیین جایگاه خرید در نظر گرفته‌شده و با استفاده از الگوریتم ژنتیک سبد بهینه برای به دست آوردن حداکثر بازدهی استخراج می‌گردد.

ماشین‌بردار پشتیبان

یکی از روش‌های مناسب و کارا در حوزه طبقه‌بندی داده‌ها روش ماشین‌بردار پشتیبان می‌باشد. این روش بر طبق تئوری یادگیری آماری معرفی گردید و ازجمله روش‌های یادگیری نظارت‌شده است. قدرت ماشین‌بردار پشتیبان[۴] در تشخیص الگوهای پیچیده با استفاده روش مبتنی بر هسته است و با نگاشت داده‌ها به فضایی با ابعاد بالاتر به‌راحتی می‌تواند الگوها را طبقه‌بندی نماید.

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این الگوریتم نوع خاصی از مدل‌های خطی را می‌یابد که حداکثر حاشیهٔ ابر صفحه را حاصل می‌کنند. حداکثر کردن حاشیهٔ ابر صفحه، به حداکثر شدن تفکیک بین طبقات منجر می‌شود. به نزدیک‌ترین نقاط آموزشی به حداکثر حاشیهٔ ابرصفحه، بردار پشتیبان اطلاق می‌گردد. این بردارها فقط برای مشخص کردن مرز بین طبقات به‌کار می‌روند [۳۶].

اگر داده‌ها به‌صورت خطی مجزا از هم باشند، SVM به ماشین‌های خطی برای تولید سطح بهینه‌ای که داده‌ها را بدون خطا و با حداکثر فاصله میان صفحه و نزدیک‌ترین نقاط آموزشی (بردار پشتیبان) تفکیک کند، آموزش می‌دهد. اگر نقاط آموزشی را به‌صورت $[x_i. y_i]$ و بردار ورودی $x_i \in R^n$ تعریف کنیم و ارزش طبقه y_i را $L = \{-1.1\}$ و $i = 1,\ldots,\mathrm{L}$ تعریف کنیم آنگاه در حالتی که داده‌ها به‌صورت خطی قابل تفکیک‌اند، قواعدی که تصمیم‌گیری باینری را تفکیک می‌کند، به‌صورت رابطهٔ زیر است:

$$\mathrm{y} = \mathrm{sig\ n}\left(\sum \mathrm{y_i a_i (X.X)} + \mathrm{b}\right)$$

که در آن y خروجی معادله و y_i ارزش طبقه نمونه آموزشی و x_i نشان دهنده ضرب داخلی است. بردار $x = (x_1. x_2. \ldots. x_n)$ نشان دهنده یک داده ورودی و بردارهای x_i که $i = 1. \ldots. N$ بردارهای پشتیبان هستند. در رابطهٔ (۱) ،پارامترهای a_i و b تعین کننده ابر صفحه هستند اگر داده‌ها به‌صورت خطی قابل تفکیک نباشند رابطه به رابطه ذیل تغییر می‌یابد:

$$\mathrm{y} = \mathrm{sig\ n}\left(\sum \mathrm{y_i a_i k(X.X)} + \mathrm{b}\right) \qquad (۲)$$

فرایند یادگیری برای ایجاد توابع تصمیم‌گیری دارای ساختاری دولایه است. svmاز تئوری بهینه‌سازی برای طبقه‌بندی استفاده می‌کند؛ تئوری بهینه‌سازی بر اساس تئوری یادگیری آماری، خطای طبقه‌بندی را به حداقل می‌رساند. به‌طورمعمول چهار نوع کرنل وجود دارد که در تحقیقات از آن‌ها استفاده می‌شود ۱- کرنل خطی؛ ۲- کرنل چندجمله‌ای؛ ۳- کرنل شعاعی؛ ۴- کرنل سیگموید که در این پژوهش نیز از تابع کرنل چندجمله‌ای استفاده می‌شود. یکی از نکات بسیار مهم در استفاده از SVM تعیین پارامترهای ضریب جریمه و ضریب گاماست که بر اساس پارامترهای پیش‌فرض متلب تعیین شده است.

الگوریتم ژنتیک

محاسبه برازندگی: تابع برازندگی از اعمال تبدیل مناسب روی تابع هدف که قرار است بهینه شود، به

دست می‌آید. این تابع هر رشته را با یک مقدار عددی ارزیابی می‌کند که کیفیت آن را مشخص نماید. هر چه کیفیت رشته‌ی جواب بالاتر باشد، مقدار برازندگی جواب بیش‌تر است و احتمال مشارکت برای تولید نسل بعدی افزایش می‌یابد. با توجه به این که هدف از این تحقیق پیش‌بینی مکان مناسب خودپرداز است بنابراین می‌توان تابع هدف را به‌صورت بیشینه کردن بازدهی به ریسک نوشت؛ که در رابطه پایین ROI میزان سود کسب شده است.

$$Fitness=Return/Risk$$

$$(ROI\ (X) =)\ Returns\ (X) - Investment\ (X)\ (/\ Investment\ (X)$$

پس از بهینه‌سازی سیستم معاملاتی پیشنهادی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، پارامترهای قابل کنترل سیستم پیشنهادی شامل قوانین بهینه دریافت سیگنال خرید, ضرایب وزنی هر قانون خرید و آستانه تولید سیگنال مدل خریدوفروش به‌صورت بهینه تعیین می‌شوند. پس‌ازآن، سیستم معاملاتی بهینه‌شده برای معاملات در یک سال آتی (پس از پنج سال آموزش)مورد استفاده قرار می‌گیرد.

جزئیات اجرایی الگوریتم ژنتیک: الگوریتم ژنتیک با یک نگاشت مناسب و معکوس‌پذیر، ابتدا استراتژی‌های ممکن برای حل مساله را به رشته‌های کد شده می‌نگارد. سپس جستجو برای یافتن پاسخی خوب که معادل با یافتن یک رشته‌ی بخصوص است ادامه می‌یابد، الگوریتم ژنتیک برای رسیدن به این هدف، با انتخاب یک مجموعه تصادفی از رشته‌ها، جمعیتی از پاسخ‌های بالقوه برای مساله مورد نظر ایجاد می‌کند این جمعیت برای بقا و ایجاد پاسخ‌های جدید و بهتر با هم رقابت می‌کنند و با استفاده از اپراتورهای سه گانه انتخاب، ترکیب وجهش، نسل‌های جدید ایجاد می‌شود که بطور متوسط رشته‌های بهتری را دربر دارد. به این ترتیب در نسل‌های متوالی، کمیت و کیفیت پاسخ‌های خوب افزایش‌می‌یابد که به تابع هدف که معیاری برای سنجش کارایی آن رشته است اعمال می‌شوند. این روند تا همگرایی الگوریتم برای یافتن یک پاسخ مناسب یا هر شرط خاتمه دیگری ادامه می‌یابد.

جامعه و نمونه آماری متغیرها

از نظر طبقه‌بندی پژوهش بر مبنای هدف، این پژوهش از نوع کاربردی است زیرا به فرایند بهینه‌سازی و تشکیل پرتفوی کمک می‌کند. روش جمع‌آوری داده‌ها، پس‌رویدادی (از طریق اطلاعات گذشته) است. برای جمع‌آوری داده‌ها از داده‌های کمی استفاده می‌شود. شیوه اجرای تحقیق شبه‌تجربی بوده و از طرح مدل‌سازی و شبیه‌سازی استفاده‌شده است.

در این تحقیق از اطلاعات تاریخی شرکت‌ها، برای پیش‌بینی بازدهی شرکت‌ها استفاده شد. از کلیه

شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران به‌عنوان جامعه آماری، تعداد ۴۸۰ شرکت فعال در سال‌های ۱۳۹۰ الی ۱۳۹۹ با داشتن شرایط زیر به‌عنوان نمونه آماری پژوهش انتخاب شده است:

۱- تا پایان اسفندماه سال ۱۳۸۹ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته‌شده باشند.

۲- شرکت مورد نظر طی دوره تحقیق فعالیت مستمر داشته و سهام آن حداقل یک روز در هر ماه مورد معامله قرار گرفته باشد.

۳- شرکت‌ها نباید در طی دوره‌های مورد نظر توقف فعالیت داشته باشند.

۴- اطلاعات مالی مورد نیاز برای انجام این تحقیق را در دوره زمانی ۱۳۹۰ الی ۱۳۹۹ به‌طور کامل ارائه کرده باشد.

در نهایت تعداد ۸۵ شرکت به‌عنوان نمونه انتخاب گردید و با جمع‌بندی و محاسبات مورد نیاز در صفحه گسترده نرم افزار اکسل برای تجزیه و تحلیل آماده شده است. تجزیه و تحلیل نهایی به کمک نرم افزار آماری Matlab انجام شده‌است.

سیستم معاملاتی پیشنهادی

در این تحقیق از دو مجموعه داده مختلف برای بررسی ارزندگی سهم‌های بورس ایران (از ابتدای سال ۱۳۹۰ تا پایان سال ۱۳۹۹) به‌منظور شبیه‌سازی استفاده‌شده‌است. بازه‌های زمانی برای کلیه معاملات به‌صورت ماهانه در نظر گرفته‌شده‌است. به‌عبارت‌دیگر، ملاک تمامی ارزیابی‌ها در مراحل مختلف این تحقیق ۱۰قیمت پایانی هر ماه می‌باشد. برای شخیص روند بازار، مجموعه داده کلی به دو دسته آموزش و تست تقسیم می‌شود. برای برآورد بازدهی و تشکیل پرتفوی، داده‌های مربوط به سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۴(۶۰ ماه) به‌عنوان مجموعه داده آموزش و سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹ (۶۰ماه) به‌عنوان مجموعه داده تست در نظر گرفته‌شده‌است. از مجموعه داده تست به‌عنوان مجموعه داده‌های Out-of-Samples برای ارزیابی کارایی مراحل مختلف روش پیشنهادی استفاده می‌شود. برای ارزیابی سیستم معاملاتی پیشنهادی، از روش شیفت زمانی استفاده می‌شود، به این صورت که از پنج سال پیاپی برای بهینه‌سازی سیستم معاملاتی استفاده‌شده و سپس سیستم بهینه‌شده بر روی سال بعد برای معاملات مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مرحله نیز از مجموعه داده تست برای ارزیابی کارایی سیستم معاملاتی پیشنهادی استفاده می‌شود. به‌عنوان مثال برای ارزیابی کارایی سیستم معاملاتی پیشنهادی برای معامله در سال ۱۳۹۵، ابتدا فیلتر دریافت سیگنال خرید و بهینه‌سازی پرتفوی در سیستم معاملاتی بر روی داده‌های ۱۳۹۰ تا۱۳۹۴با استفاده از الگوریتم ژنتیک تنظیم می‌شود و سپس سیستم معاملاتی بهینه‌شده برای

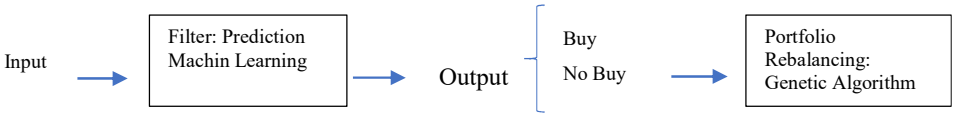
معامله در سال ۱۳۹۵ مورد استفاده قرار گرفته و سوددهی آن ارزیابی می‌گردد.

در هر ماه، دو مرحله کلی انجام می‌شود: مرحله دریافت سیگنال خرید و تشکیل پرتفوی و مرحله فروش سهم‌های موجود . در ابتدای شبیه‌سازی (ماه اول)، وضعیت تمام سهم‌ها به‌صورت فعال درنظر گرفته می‌شود. در فرآیند شبیه‌سازی در هر ماه، ابتدا وضعیت هر سهم با استفاده از روش ماشین‌بردار پشتیبان SVM به یکی از شش حالت بازدهی خیلی خیلی ضعیف، خیلی ضعیف و ضعیف(سه حالت نزولی) و قوی، خیلی قوی و خیلی خیلی قوی(سه حالت صعودی) طبقه‌بندی می‌شود. درصورت تشخیص روند صعودی (یا نزولی)، مدل خرید (یا فروش) بررسی می‌شود و درصورت تولید سیگنال خرید (یا فروش)، نسبت به خرید یا فروش سهم اقدام می‌شود. درصورت تشخیص فرصت مناسب خرید در هر ماه، سهم شناسایی‌شده در سبد پیشنهادی قرار می‌گیرد. همچنین در هر ماه، میزان سود یا ضرر سبد تشکیل شده که در ماه قبل فعال شده‌اند، ارزیابی می‌شود. درصورتی که یک سهم فعال در سبد برای ماه بعد پیش‌بینی بازده مناسبی نداشته‌باشد فروخته می‌شود و برای خریدها یا فروش‌های بعدی آزاد می‌گردد. دو مرحله خریدوفروش و تشکیل سبد به‌صورت ماهانه انجام می‌شود تا زمانی که به روز آخر شبیه‌سازی برسیم.

برای بهبود دقت معاملات خریدوفروش در روش پیشنهادی، ابتدا وضعیت سهم‌های موجود در بورس به‌منظور دریافت سیگنال خرید بازار با استفاده از روش یادگیری جمعی مبتنی بر دسته‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان تشخیص داده می‌شود. به‌منظور استفاده از فیلتر بیان شده ابتدا برای شصت ماه بر روی مجموعه داده آموزش، آموزش می‌بینند و سپس دقت آن بر روی مجموعه داده تست برای شصت ماه بعدی ارزیابی می‌شود. در نهایت داده‌های تعریف شده از طریق فیلتر موردنظر به‌عنوان سیگنال خرید گزارش می‌دهد.

جدول۱. ورودی هر نمونه داده ویژگی‌های ماه t

سری زمانی	متغیرهای بنیادی	متغیرهای مربوط به هر سهم
سری زمانی قیمت پایانی ۱۰ روز گذشته ماه t	شاخص بورس	قیمت پایانی
	ارزش دلار	تعداد خریداران
	قیمت طلا	تعداد دفعات معامله
	قیمت نفت	حجم معاملات
	ارزش یورو	ارزش معاملات روزانه
	قیمت سکه طرح جدید	ارزش روز شرکت
	قیمت سکه طرح قدیم	تعداد سهام هر شرکت
		نسبت قیمت به درآمد

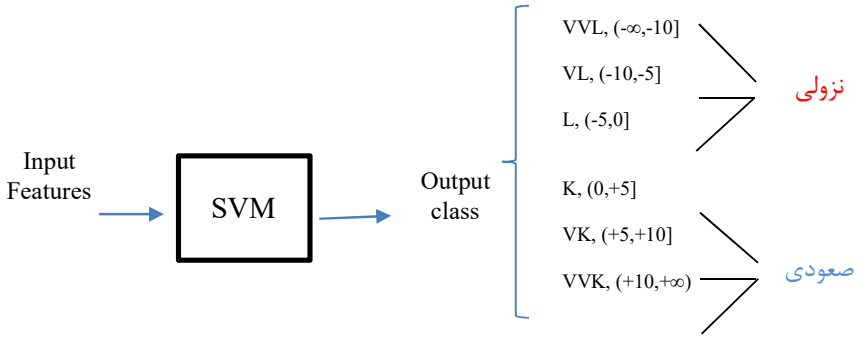


شکل۱. ساختار بهینه‌سازی پرتفوی

تشخیص بازدهی سهم با استفاده از روش یادگیری جمعیESVM

ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه

برای بهبود دقت معاملات خریدوفروش در روش پیشنهادی، ابتدا میانگین بازدهی ماه آینده هر شرکت با استفاده از یک روش مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان چند کلاسه تشخیص داده می‌شود. برای استخراج ویژگی داده مربوط به هر ماه، تعداد ۲۵ ویژگی مختلف در قالب ۸ ویژگی هر سهم، ۷ ویژگی بنیادی بازار و سری زمانی قیمت پایانی ۱۰ روز گذشته به ازای هر ماه استخراج می‌گردد. ورودی هر نمونه داده ویژگی‌های ماه t که متغیرهای مربوط به هر سهم که ویژگی‌های بازاری هر شرکت را بر اساس عرضه و تقاضا مشخص می‌کند (قیمت پایانی, تعداد خریداران, تعداد دفعات معامله, حجم معاملات, ارزش معاملات روزانه, ارزش روز شرکت, تعداد سهام هر شرکت و نسبت قیمت به درآمد هر سهم)، متغیرهای بنیادی بازار در سطح اقتصاد کلان و صنعت بیشتر بر اساس تحقیقات پیشین و شرایط حاکم بر بورس ایران انتخاب‌شده‌اند (شاخص بورس, دلار, قیمت طلا, قیمت نفت, یورو, قیمت سکه طرح جدید و قیمت سکه طرح قدیم) و سری زمانی قیمت پایانی ۱۰ روز گذشته ماه t را شامل می‌شود. برای تعیین خروجی هر نمونه، روند بازار سهم (نزولی یا صعودی) به‌عنوان برچسب خروجی مطلوب درنظر گرفته می‌شود؛ بنابراین برای تشخیص روند با یک مسئله طبقه‌بندی شش کلاسه سروکار داریم. در این تحقیق از ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی استفاده‌شده‌است. طبقه‌بندی میانگین بازدهی ماه آینده هر شرکت به شش طبقه خیلی خیلی ضعیف، خیلی ضعیف و ضعیف(سه حالت نزولی) و قوی، خیلی قوی و خیلی خیلی قوی(سه حالت صعودی) تقسیم می‌شود که هر کلاس در بازده‌های مختلف طبقه‌بندی‌شده طبق شکل زیر قرار می‌گیرد و برای تشخیص روند صعودی و نزولی سهم استفاده می‌شود. به‌طورمشخص، خروجی میانگین بازدهی صعودی ماه آینده سهم برابر با، H, VH, VVH و به‌طور مشابه خروجی میانگین بازدهی نزولی ماه آینده سهم برابر با، L, VL, VVL درنظر گرفته می‌شود. در نهایت طبقه صعودی سیگنال خرید می‌دهد و در سبد ما قرار می‌گیرد.



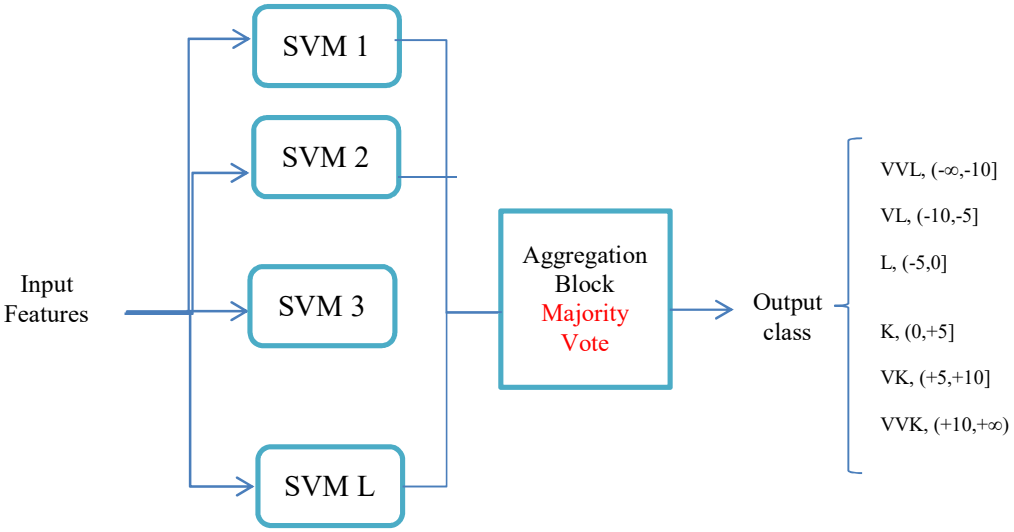
شکل ۲. ساختار طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان شش کلاسه

طبقه‌بندی بازدهی بر اساس یادگیری جمعی- Bagging

برای بهبود دقت طبقه‌بندی در این تحقیق از روش‌های یادگیری جمعی شامل Bagging استفاده‌شده است Bagging برگرفته از aggregating boostrap می‌باشد. یکی از بصری‌ترین و شاید ساده‌ترین الگوریتم‌های مبتنی بر ensemble همراه با عملکرد بسیار خوبی می‌باشد. تنوع دسته‌بندی کننده‌ها در آن از طریق کپی‌های bootstrap از مجموعه داده‌های آموزشی به‌دست‌آمده است. از کل مجموعه آموزشی زیرمجموعه‌هایی متفاوت (با جایگذاری) انتخاب شده‌اند. هر زیر مجموعه از داده‌های آموزشی برای آموزش یک طبقه‌بندی‌کننده مختلف استفاده می‌شود. پس‌ازآن طبقه‌بندی کننده‌های منفرد با در نظر گرفتن رای اکثریت در تصمیم‌گیری‌هایشان ترکیب می‌شوند. کلاسی که توسط بیشترین تعداد طبقه‌بندی کننده‌ها، انتخاب شده‌است، تصمیم نهاییensemble می‌باشد. ازآنجایی‌که ممکن است مجموعه داده‌های آموزشی با هم همپوشانی داشته باشند، روشBagging ، تنها در مدل‌های غیرخطی ناپایداری که تغییرات کوچک در داده‌های آموزشی باعث ایجاد تغییرات بزرگ در دسته‌بندی و دقت آن‌ها می‌شوند، مؤثر است. کاهش واریانس در نتایج یادگیرنده‌های ناپایدار، خطای نهایی را کاهش می‌دهد [40].

هر طبقه‌بندی پایه در سیستم یادگیری جمعی ESVM، یک ماشین بردار پشتیبان است. ساختار روش یادگیری جمعی پیشنهادی شامل L طبقه‌بندی پایه SVM در شکل زیر نشان داده‌شده است. برای آموزش سیستم یادگیری جمعی از روش کیسه‌گذاری با درنظرگرفتن نمونه‌های تصادفی و مجموعه ویژگی‌های تصادفی از ماتریس داده آموزش استفاده می‌شود. به‌طور مشخص، برای آموزش هر طبقه‌بندی پایه در سیستم یادگیری جمعی، به‌طور تصادفی ممکن است متغیرهای بنیادی، متغیرهای مربوط به هر

سهم، یا تمام سه مجموعه ویژگی برای آموزش مورد استفاده قرار گیرند. از آنجایی‌که در این روش، هر طبقه‌بندی پایه (ماشـــین بردار پشـــتیبان) در فرآیند آموزش تحت تأثیر داده‌های متنوع و مختلف آموزش می‌بینند؛ بنابراین، تجمیع اطلاعات ماشین‌های بردار پشتیبان مختلف در مرحله تست می‌تواند دقت تشخیص روند بازار را بهبود بخشد.



معیار ارزیابی تشخیص بازدهی سهم

با توجه به اینکه فقط ارزیابی‌های صحیح از خروجی مدل برای تشخیص میانگین بازدهی ماه آینده هر شرکت و دریافت سیگنال جهت خرید و تشکیل سبد مهم هستند؛ نیاز است تا کیفیت یک طبقه را با استفاده از معیار Accuracy ارزیابی نماییم. Accuracy، معیاری معادل تعداد مواردی که صحیح (مقادیر واقعی) هستند به جمع کل موارد.

تنظیمات اولیه الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم چند کلاسه ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم ژنتیک در نرم‌افزار متلب برنامه‌نویسی شده و اجرا می‌شود. لذا برای این منظور، تنظیم پارامترهای آزاد سیستم معاملاتی پیشنهادی در جدول ۲ آورده شده است.

جدول۲.پارامترهای الگوریتم ژنتیک برای تخمین مدل

ردیف	پارامتر	میزان/ نوع
	تعداد تکرار	۱۰۰
۲	اندازه جمعیت اولیه	۳۰
۳	نوع ایجاد جمعیت اولیه	تولید تصادفی یکنواخت
۴	اندازه کروموزوم	به تعداد شرکت‌ها(رشته‌ای مقداری)
۵	نوع پیوند	پراکنده
۶	درصد بازترکیب	۰/۱
۷	درصد پیوند	۰,۵
۸	نوع جهش	یکنواخت تصادفی
۹	نرخ جهش	۰/۰۱
۱۰	روش انتخاب والد	چرخ گردان
۱۱	انتخاب کروموزوم بهینه	رتبه‌ای

یافته‌های پژوهش

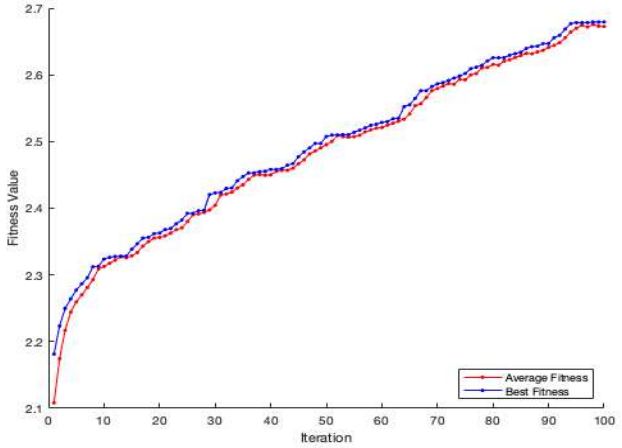
نتایج طبقه‌بندی بازدهی با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان

براساس اجرای مدل برای پیش‌بینی بازدهی هر سهم از طریق روش ماشین‌های بردار پشتیبان برای هریک از روندهایVVL, VL, L, H,VH,VVH که به ترتیب سه تای اول معادل پیش‌بینی بازدهی صعودی و سیگنال خرید و سه تای بعدی معادل پیش‌بینی بازدهی نزولی، هستند نتایج ذیل به‌دست‌آمده است که میانگین دقت پیش‌بینی معادل ۷۲ درصد می‌باشد.

جدول۳. خروجی دقت پیش‌بینی بازده

پارامترها	Accuracy
میانگین مقادیر	**۷۲**
انحراف معیار	**۲,۷**

بر اساس داده‌ها بر ای سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۹ نتایج به‌دست‌آمده تابع تناسب برای سال‌های ۱۳۹۵ تا۱۳۹۹به‌عنوان داده تست به شرح شکل۳ می‌باشد. تغییرات میانگین محاسبه شده کمتر از سبد پیشنهادی می‌باشد و روش پیشنهادی بهتر از میانگین عمل کرده است.



شکل۳. نتایج مدل‌سازی بر اساس داده‌های اموزش برای دوره زمانی ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹

نتایج بهینه‌سازی پرتفوی بر اساس الگوریتم ژنتیک

نتایج بهینه‌سازی پرتفوی بر اساس الگوریتم ژنتیک برای سال ۱۳۹۹، میانگین بازدهی به‌دست‌آمده در هر ماه معادل ۱۰،۵۸ درصد بوده است؛ که بر اساس میانگین نرخ بازگشت سرمایه ۱۶۲،۴۸ می‌باشد مقادیر خروجی در جدول۴ و ۵ نمایش داده‌شده است.

جدول۴. مقایسه میانگین ماهانه نرخ بازدهی سبد پیشنهادی و استراتژی خرید و نگهداری

متغیر	خرید و نگهداری	سبد پیشنهادی
Avg Return Year 1 (%)	0.2	-1.38
Avg Return Year 2 (%)	-0.88	0.56
Avg Return Year 3 (%)	4.31	8.45
Avg Return Year 4 (%)	14.24	9.98
Avg Return Year 5 (%)	6.53	10.58
Avg Return Total (%)	4.88	5.638

همان‌طور که در جدول ۴ نشان داده‌شده است میانگین بازدهی ماهانه هرسال در روش پیشنهادی و خرید و نگهداری مقایسه شده است. میانگین بازدهی ۵ سال داده تست در روش پیشنهادی بالاتر و مناسب‌تر می‌باشد.

جدول۵. مقایسهROI سبد پیشنهادی و استراتژی خرید و نگهداری

متغیر	خرید و نگهداری	سبد پیشنهادی
ROI Year 1 (%)	1.71	-25.55
ROI Year 2 (%)	-10.55	4.3
ROI Year 3 (%)	52.96	110.54
ROI Year 4 (%)	371.56	180.5
ROI Year 5 (%)	80.77	162.48

همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود نتایج تخمین ROI سالانه با استفاده از دو رویکرد خریدو-نگهداری و ایجاد سبد پرتفوی بر اساس نوسان‌گیری و بهینه‌سازی سبد بر اساس مدل ماشین‌بردار پشتیبان و ژنتیک در جداول بالا نشان داده‌شده است. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از مدل ترکیبی ROI بهتری را برای سرمایه‌گذار به دنبال دارد و این روش می‌تواند به سرمایه‌گذار برای انتخاب سبد و نوسان‌گیری کمک نماید تا بازده بالاتری را نسبت به حالت خریدونگهداری تجربه کنند.

بحث و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی نرخ بازده و قیمت سهم و تشکیل سبد بهینه یکی از دغدغه‌های شرکت‌های سرمایه‌گذاری, صندوق‌های سرمایه‌گذاری, بانک‌ها و اشخاص حقیقی جهت افزایش سرمایه خود و پوشش ریسک می-باشد. پوشش نوسانات قیمت، تصمیم‌گیری به‌موقع و تعیین موقعیت مناسب در خرید یا فروش می‌تواند بنگاه‌ها و شرکت‌ها را از زیان احتمالی دور نماید. از آنجا که بورس اوراق بهادار دارای روندهای مختلفی ازجمله صعودی یا نزولی و بدون نوسان می‌باشد، راه‌حل‌های مختلفی برای تعیین استراتژی‌های معاملاتی وجود خواهد داشت. از آنجا که روش‌های متداول تشخیص روند بازار، پیش‌بینی بازده و تصمیم برای خرید یا فروش سهم شرکت‌ها استفاده شاخص‌های تکنیکال و متغیرهای بنیادی می‌باشد، اما بررسی‌ها نشان داده شاخص‌های تحلیل تکنیکال و بنیادی به تنهایی توانمندی لازم و به‌موقع برای کسب حداکثر بازدهی را ندارند. با توجه به محدودیت‌ها و زمان‌بر بودن تحلیل تکنیکال و بنیادی و همچنین با عنایت به تحقیقات انجام شده بر اساس روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی بازده سهام و تشکیل پرتفوی در داخل و خارج، یکی از مدل‌های متداول در تشکیل پرتفوی بهینه استفاده از انواع الگوریتم ژنتیک می‌باشد؛ اما نکته قابل توجه در همه این تحقیقات ارائه مدلی است که بتواند حداکثر بازدهی و حداقل ریسک (افت سرمایه) در تعیین استراتژی‌های معاملاتی را داشته باشد. در این تحقیق که نسبت به سایر پژوهش‌ها

متمایز است، این است که سعی شده تا با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری، الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل یادگیری جمعی بتوان نسبت به کسب بهینه‌ترین استراتژی معاملاتی برای کسب حداکثر بازده با حداقل ریسک در بورس اوراق بهادار ایران اقدام نمود. به‌عبارت‌دیگر از آنجا که روش‌های ترکیبی می‌تواند دقت بیشتری نسبت به روش غیرترکیبی داشته باشد. لذا در این تحقیق برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی بازده ماه آینده سهم و دریافت سیگنال خرید جهت تشکیل پرتفوی از ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم طبقه‌بندی کننده Bagging که یکی از الگوریتم‌های مبتنی بر Ensemble Learning استفاده‌شده و بر اساس تعریف قواعد معاملاتی و بهینه نمودن آن‌ها بر اساس ویژگی‌های تعریف شده با الگوریتم ژنتیک، بیشترین بازدهی با حداقل ریسک (افت سرمایه) در مقایسه با استراتژی خریدونگهداری بیشترین بازدهی برای سال ۱۳۹۹ به‌دست‌آمده است. همچنین برای سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹ در روش پیشنهادی میانگین بازدهی ماهانه مناسب‌تر و نرخ بازگشت سرمایه بالاتری نسبت به روش خرید و نگهداری به‌دست‌آمده است.[۵] برای تحقیقات آتی می‌توان از روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه هوشمند مانند MOPSO و NSGA و ... یا استفاده از سایر روش‌های طبقه‌بندی مانند شبکه‌های عصبی و مقایسه با روش پیشنهادی استفاده نمود.

منابع

۱) آذین، پژمان(۱۳۹۷). ارائه الگوریتمی جهت انتخاب برخط سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از اصل تطبیق الگو. پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی شریف.

۲) اقبال ریحانی، ناهید(۱۳۹۶). استراتژی انجام معاملات بهینه برای بررسی واکنش بازار براساس رویکرد مدل‌سازی عامل‌محور. پایان‌نامه کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشگاه خوارزمی.

۳) پوراحمدی، زهرا(۱۳۹۸). توسعه سیستم معاملاتی سهام با استفاده از یادگیری تقویتی. پایان‌نامه دکتری تخصصی مدیریت، دانشگاه یزد.

۴) رهنمای رود پشتی، فریدون، چاووشی، کاظم و صابر، ابراهیم(۱۳۹۳).بهینه‌سازی پرتفوی متشکل از سهام صندوق‌های سرمایه‌گذاری مشترک بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد الگوریتم ژنتیک. فصلنامه علمی و پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری، (۱۲)۳، ۲۱۷-۲۳۱.

۵) درخشان، شهرزاد(۱۳۹۹). طراحی الگوی معاملاتی در بورس اوراق بهادار تهران با ترکیب مدلهای یادگیری ماشین. پایان‌نامه دکتری تخصصی مهندسی صنایع، دانشگاه تربیت مدرس.

۶) صحافی، سامی(۱۳۹۴). شبیه‌سازی معاملات الگوریتمی برای طراحی سبد سهام بهینه بر اساس فرایندهای لوی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه علم و فرهنگ تهران.

۷) فبوزی، فرانک؛ فری، مایکل؛ مودیلیانی، فرانکو.(۱۹۹۷). مبانی بازارها و نهادهای مالی. ترجمه حسین عبده‌تبریزی(۱۳۸۸). تهران: انتشارات آگاه.

۸) کامروافر، محمد و هاشمی، ذبیح الله(۱۳۹۶). بررسی و شناخت متغیرهای اصلی تأثیرگذار بر شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران و مدلسازی آن با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج حاصله با تحلیل تکنیکال و موجهای الیوت. فصلنامه مدیریت مالی و مدیریت اوراق بهادار، دوره ۸، شماره ۳۰، صفحه184-169 .

۹) کمالی، الهه(۱۳۹۶). طراحی سیستم معاملات الگوریتمی مبتنی بر تحلیل تکنیکال. پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس.

۱۰) گودرزی، ایوب(۱۳۹۸). طراحی سیستم سبدگردانی خودکار بر پایه امتیازدهی با ترکیب تحلیل بنیادی و تکنیکال. پایان‌نامه کارشناسی ارشد مدیریت، دانشگاه خوارزمی.

۱۱) محبی، سعید (۱۳۹۹). بهینه‌سازی پرتفوی سهام با استفاده از مقایسه الگوهای مختلف تکنیکال. پایان‌نامه کارشناسی ارشد مدیریت، دانشگاه خوارزمی.

۱۲) مورفی، جان (۱۳۹۸) .تحلیل تکنیکال در بازار سرمایه، چاپ پانزدهم، تهران، نشر چالش.

۱۳) مهدی پور، علیرضا(۱۳۹۸). الگوها و نمودارهای اسرارآمیز در بازارهای مالی، چاپ اول، تهران، نشر آراد، https://www.investing.com

۱۴) میرزایی، حمیدرضا، خدامی، احمد و پور و پور حیدری، امید (۱۳۹۵). بررسی کاربرد الگوریتم ژنتیک چندهدفه در بهینه‌سازی سهام با استفاده از شاخص‌های تکنیکال. مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار،۲۹،۶۴-۸۴.

۱۵) نصیری، پیمان(۱۳۹۸). طراحی، پیاده‌سازی و ارزیابی سودآوری معاملات الگوریتمی در بورس اوراق بهادار تهران. پایان‌نامه کارشناسی ارشد مدیریت، دانشگاه خوارزمی.

۱۶) یافتیان، امیرحسین(۱۳۹۷). طراحی یک سیستم معاملات الگوریتمی با استفاده از پردازش تصویر به‌وسیله شبکه عصبی کانولوشن. پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه تربیت مدرس.

17) Anwar, M., & Rahman, S. (2019). Forecasting stock market prices using advanced tools of machine learning (Doctoral dissertation, Brac University).

18) Chiu, D. Y., & Chian, S. Y. (2010, August). Exploring stock market dynamism in multi-nations with genetic algorithm, support vector regression, and optimal technical analysis. In The 6th International Conference on Networked Computing and Advanced Information Management (pp. 694-699). IEEE.

19) Cheng, C. H., Chen, T. L., & Wei, L. Y. (2010). A hybrid model based on rough sets theory and genetic algorithms for stock price forecasting. Information Sciences, 180(9), 1610-1629.

20) Chowdhury, R., Mahdy, M. R. C., Alam, T. N., Al Quaderi, G. D., & Rahman, M. A. (2020). Predicting the stock price of frontier markets using machine learning and modified Black–Scholes Option pricing model. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 555, 124444.

21) Du, P., Luo, X., He, Z., & Xie, L. (2010, May). The application of genetic algorithm-radial basis function (ga-rbf) neural network in stock forecasting. In 2010 Chinese Control and Decision Conference (pp. 1745-1748). IEEE.

22) Du, J. (2020). Machine Learning Based Trading Strategies for the Chinese Stock Market (Doctoral dissertation, University of Liverpool).

23) Dastkhan, H., Gharneh, N. S., & Golmakani, H. (2011). A linguistic-based portfolio selection model using weighted max–min operator and hybrid genetic algorithm. Expert Systems with Applications, 38(9), 11735-11743.

24) Gold, S., Lebowitz P.(1999). Computerized stock screening rules for portfolioselection, Financial Serv. 8 (8),61–70.

25) Huang, Y. (2019). Machine learning for stock prediction based on fundamental analysis.

26) Jang, G.S., Lai, F., Parng, T.M.(1993). Intelligent stock trading decision support systemusing dual adaptive-structure neural networks, J. Inf. Sci. Eng. 9 (2),271–297.
27) Jiang, M., Liu, J., Zhang, L., & Liu, C. (2020). An improved Stacking framework for stock index prediction by leveraging tree-based ensemble models and deep learning algorithms. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 541, 122272.
28) Kimoto, T. Asakawa, K. Yoda, M. Takeoka,M, (1990), Stock market prediction systemwith modular neural networks, in: Proceeding of the International JointConference on Neural Networks, San Diego, 1–6.
29) Ko, P. C., Lin, P. C., & Tsai, Y. T. (2007, September). A nonlinear stock valuation using a hybrid model of genetic algorithm and cubic spline. In Second International Conference on Innovative Computing, Informatio and Control (ICICIC 2007) (pp. 210-210). IEEE.
30) Khan, A. U., Bandopadhyaya, T. K., & Sharma, S. (2008). Genetic algorithm based backpropagation neural network performs better than backpropagation neural network in stock rates prediction. International Journal of Computer Science and Network Security, 8(7), 162-166.
31) Lipinski, P. (2008, September). Neuro-evolutionary Decision Support System for Financial Time Series Analysis. In International Workshop on Hybrid Artificial Intelligence Systems (pp. 180-187). Springer, Berlin, Heidelberg.
32) Lazo, J.G., Vellasco, B.R., Pacheco, A.C.(2000). A hybrid genetic-neural system forportfolio selection and management, Proceedings of Sixth InternationalConference on Engineering Applications of Neural Networks Kingston UponThames.
33) Leu, Y., & Chiu, T. I. (2011, October). An effective stock portfolio trading strategy using genetic algorithms and weighted fuzzy time series. In The 16th North-East Asia Symposium on Nano, Information Technology and Reliability (pp. 70-75). IEEE.
34) Ng, H. S., Lam, K. P., & Lam, S. S. (2003, March). Incremental genetic fuzzy expert trading system for derivatives market timing. In 2003 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, 2003. Proceedings. (pp. 421-427). IEEE.
35) Sefiane Slimane, Benbouziane Mohamed. portfolio selection using genetic algorithm. 2012. Journal of Applied Finance & Banking. vol 2. no4: 143-154.
36) Shin, K.S., Lee, T.S., Kim, H.J. An application of support vector machinesin bankruptcy prediction model.,Expert Systems with Applications,2005,28(1),127-135.

37) Shoaf, J., Foster, J.A.(1998). The efficient set GA for stock portfolio, in: Proceedings ofthe IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Alaska, 354–359.
38) Versace, M., Bhatt, R., Hinds, O., & Shiffer, M. (2004). Predicting the exchange traded fund DIA with a combination of genetic algorithms and neural networks. Expert systems withapplications, 27(3), 417-425.
39) Yang, Y. Liu, G. Zhang,Z, (2000). Stock market trend prediction based on neuralnetworks, multiresolution analysis and dynamical reconstruction, in:Proceedings of the IEEE/IAFE/INFORMS Conference on ComputationalIntelligence for Financial Engineering, New York, 155–156.

یادداشت‌ها:

1 Hage
2 Manual
3 Computational Techniques
4 Support Vector Machine