



طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی

رضا منصوریان^۱، نادر رضائی^۲، سید علی نبوی چاشمی^۳، احمد پویانفر^۴، علی عبدالهی^۵

تاریخ دریافت مقاله: ۹۸/۰۶/۱۱ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۸/۰۷/۱۴

چکیده

در چند دهه گذشته شناسایی متغیرهای حالت و پارامترهای یک مدل از روی داده‌های اندازه‌گیری شده، افزایش چشم‌گیری داشته است این رشد گسترده نیاز فزاینده به مدل‌های فراگیر و یکپارچه ایجاد کرده است. دستیابی به رشد مداوم و بلندمدت اقتصادی نیازمند تخصیص بهینه منابع می‌باشد و این مهم بدون استفاده از بازارهای مالی، به ویژه بازار سرمایه کارآمد امکان پذیر نیست لذا بهینه‌سازی پرتفوی و تخصیص ثروت بین دارایی‌های مختلف از جمله مهمترین مسایل در سرمایه‌گذاری بحساب می‌آید. در این پژوهش سعی شده است تا در جهت اجرای پرتفوی مالی هوشمند روش‌های موجود بهینه‌سازی را براساس عملکرد نسبت شارپ ارتقا داده و روش هوشمندی برای انجام معاملات براساس الگوریتم‌های مختلف ارایه گردد. برای این منظور، ابتدا یک مدل سرمایه‌گذاری کمی با استفاده از الگوریتم مونتوم و مدل سرمایه‌گذاری بلندمدت و الگوریتم توابع پوششی فیلتر کالمن در یک افق زمانی ۶ ساله طی سالهای ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۷ با استفاده از داده‌های ماهانه سازمان بورس اوراق بهادار ایجاد نموده و سپس مجموعه ای از مدل‌های هوشمند (توابع کلی، میانگین کلی و الگوریتم کلی با فیلتر کالمن) ایجاد گردید تا میزان سرمایه را با استفاده از الگوهای هوشمند برای به حداکثر رسانیدن بازده و جلوگیری از سرمایه‌گذاری در سهام‌های با بازده منفی محاسبه نموده و تخصیص بهینه سرمایه دهد که ساختار پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مرسوم داشته و می‌توان آن را جایگزین این روش‌ها کرد و به نتایج مطلوب تر دست یافت نهایتاً نتایج نشان دهنده کارایی و بهینه بودن مدل پیشنهادی می‌باشد.

کلمات کلیدی

پرتفوی هوشمند، الگوریتم مونتوم، فیلتر کالمن

۱- گروه حسابداری و مدیریت مالی، واحد مراغه، دانشگاه آزاد اسلامی، مراغه، ایران. mansourian63.reza@gmail.com

۲- گروه حسابداری و مدیریت مالی، واحد بناب، دانشگاه آزاد اسلامی، بناب، ایران. (نویسنده مسئول) naderrezaeimiandoab@gmail.com

۳- گروه مدیریت مالی، واحد بابل، دانشگاه آزاد اسلامی، مازندران، ایران. anabavichashmi2003@gmail.com

۴- گروه مدیریت مالی، دانشگاه خاتم، تهران، ایران. a.pouyanfar@katam.ac.ir

۵- گروه ریاضی، واحد مراغه، دانشگاه آزاد اسلامی، مراغه، ایران. abdollahi.ali60@yahoo.com

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

مقدمه

یکی از سیستم‌هایی که تلاش بسیاری به منظور هوشمندسازی آن انجام شده است پرتفوی معاملاتی هوشمند و سیستم معاملاتی است که علاوه بر پتانسیل‌های تحقیقاتی از پتانسیل‌های خوبی برای سودآوری برخوردار است. هدف یک سیستم معاملاتی انجام معاملاتی موفق است، معاملاتی که در محل تغییر جهت روند قیمت بایده صورت پذیرد و داده‌های قیمت سهام همیشه یکی از مهمترین اطلاعات برای سرمایه‌گذاران است. [1] لذا پیشرفت سریع فناوری رایانه باعث گردیده که مدیریت حرفه‌ای سرمایه‌گذاری به سرعت متحول شده و سرمایه‌گذار و یا مدیران سرمایه‌گذاری بتوانند با استفاده از رایانه به داده‌های تفصیلی، در مورد کلیه شرکت‌های فعال در بخش‌های مختلف بازار دسترسی پیدا نمایند. رشد انفجار آمیز رایانه و نرم افزار این امکان را به وجود آورده که افراد بتوانند، به طور روزانه از الگوریتم‌های مالی پیشرفته استفاده نمایند. تجزیه و تحلیل اوراق بهادار در برگیرنده تخمین مزایای تک تک سرمایه‌گذاری‌ها بوده، در حالی که مدیریت پرتفوی شامل تجزیه و تحلیل ترکیب سرمایه‌گذاری‌ها می‌باشد. سه عنصر کلیدی که در هر مدیریت سرمایه‌گذاری و موفق نقش دارند، عبارتند از: پیش بینی قیمت که بیان می‌کند سرمایه‌گذار چه تصمیمی می‌بایست اتخاذ نماید (خرید یا فروش)، زمان‌بندی معامله که زمان انجام تصمیم را مشخص می‌نماید و در آخر مدیریت میزان سرمایه‌گذاری عامل بسیار مهمی در نظر گرفته می‌شود. [4]

سرمایه‌گذاران به دنبال این هستند که در بورس‌های پیشرفته دنیا و در بازار اوراق بهادار، با هدف افزایش کارایی و رونق سرمایه‌گذاری، سرمایه خود را به کار بگیرند به طوریکه آن منابع به نحوی کارآمد و اثر بخش استفاده شوند. [1] انتخاب استراتژی سرمایه‌گذاری مناسب که ضمن کسب حداکثر سود، کمترین ریسک ممکن را نتیجه دهد، یکی از مباحث مهم در بازارهای مالی است. رابطه بین بازده دارایی و ریسک در دهه‌های اخیر مورد توجه بسیاری از محققین و مطالعات قرار گرفته است مانند مطالعات: مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای شارپ (شارپ^۱، ۱۹۶۴) و (بلک^۲، ۱۹۷۲)، مدل سه عاملی فاما و فرنچ (فاما و فرنچ^۳، ۱۹۹۳). کارهارت^۴، مدل چهار عاملی را ارائه داده و اثر مومنتوم را به مدل فاما و فرنچ اضافه نمود (کارهارت، ۱۹۹۷). سایر پارامترها نظیر کیفیت (پیتروسکی^۵، ۲۰۰۰)، نقدشوندگی (اشتنباخ^۶، ۲۰۰۱)، نوسانات (آنگ، چن، ژینگ^۷، ۲۰۰۶) و غیره به عوامل شناسایی بازده اضافی در استراتژی‌های فعال مورد بررسی و مطالعه قرار گرفتند. تحلیل‌های تکنیکی، الگوهای روند بازار، عرضه و تقاضای سهام را مورد بررسی قرار داده‌اند (آچیلز^۸، ۲۰۰۰) بطور سنتی رویکردهای بهینه‌سازی، یا از شاخص‌های تکنیکی (هیرا بایاشی و همکاران^۹، ۲۰۰۹)، (کازانو^{۱۰}، ۲۰۱۰)؛ (کائوسیک^{۱۱}، ۲۰۱۲) و یا از

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پاییز ۱۳۹۹

شاخص‌های بنیادی (هونگ و همکاران^{۱۲}، ۲۰۱۲) برای رتبه بندی سهم‌ها و تشکیل پرتفوی با هدف کسب بازدهی بیشتر از شاخص استفاده می‌کنند (پاکیزه و همکاران، ۱۳۹۶). همچنین بسیاری از روش‌های مختلف بهینه‌سازی بر پایه الگوریتم‌های فراابتکاری استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به مدل‌های شبیه‌سازی شده؛ کراما و اسکینز^{۱۳} (۲۰۰۳)، کلونی مورچگان؛ دورنز و همکاران^{۱۴} (۲۰۰۴)، الگوریتم ژنتیک (۲۰۰۸)، تجمعی ذرات (ژاو و همکاران^{۱۵}، ۲۰۱۱) و دیگر موارد اشاره نمود.

در این پژوهش، هدف ایجاد یک سیستم معاملاتی هوشمند با استفاده از الگوریتم‌ها و مدل‌های ریاضی است که بتواند با بهره‌گیری از مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی، سیگنال‌های معاملاتی صحیحی را براساس روش‌های مختلف تولید نماید. تا سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی با پشتیبانی این سیستم، تصمیمات به موقع و درست را در معاملات خود اتخاذ کرده و سود حاصل از سرمایه‌گذاری‌ها را بیشینه سازند. برای این منظور استراتژی‌ها و روش‌های زیر برای ایجاد پرتفوی هوشمند بکار گرفته خواهد شد.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

یکی از استراتژی‌های مهم و پر کاربرد در بین تحلیل‌گران و مدیران پرتفوی برای انتخاب سبد مناسب در بازارهای سرمایه، استراتژی شتاب (مومنتوم^{۱۶}) می‌باشد. در این استراتژی سعی می‌شود که با استفاده از عملکرد گذشته، عملکرد آتی پیش‌بینی و پرتفوی مناسب برای سرمایه‌گذاری انتخاب شود. استراتژی مومنتوم شامل حرکت در جهت بازار است و اعتقاد دارد که روندهای گذشته و اخیر در آینده نیز ادامه پیدا خواهد کرد. این استراتژی در مقابل فرضیه کارایی بازار قرار می‌گیرد. مومنتوم مصداق این قانون در بازار است که یک روند قیمتی تمایل دارد که باقی بماند تا زمانی که یک نیروی خارجی جلوی آن را بگیرد. [30] استراتژی مومنتوم که با بهره‌گیری از همبستگی سریالی موجود در بازدهی اوراق بهادار برای انتخاب گزینه‌های مناسب برای سرمایه‌گذاری استفاده می‌شود، در واقع جزء استثنائات و بی‌نظمی‌های بازار سرمایه محسوب می‌شود. در این استراتژی بازدهی اضافی با خرید سهام برنده گذشته و فروش سهام بازنده گذشته قابل دستیابی می‌باشد. اوراق بهاداری که عملکرد خوبی (بدی) را در گذشته تجربه کرده اند، گرایش دارند که این بازدهی خوب (بد) را در آینده نیز ادامه دهند. به عبارت دیگر مومنتوم اعتقاد به استمرار بازدهی تاریخی در افق میان مدت دارد. [31]

الگوی نهایی ترکیب الگوی فیلتر کالمن^{۱۷} با توابع چندگانه کلی^{۱۸} خواهد بود. فیلتر کالمن فیلتری است که در بسیاری از علوم و ابزارهای مختلف به کار گرفته می‌شود، این فیلتر در حوزه وسیعی از کاربردهای مهندسی از رادار گرفته تا رایانه، هدایت موشکی و فضاپیماها استفاده می‌شود و قمرهای

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

مصنوعی، گرایش‌های اقتصادی و تغییرات جریان خون ما را نیز دنبال می‌کند که موضوع مهمی در تئوری کنترل و مهندسی سیستم‌های کنترلی است. هزاران مهندس، نمونه‌های کوچک و مختلفی از فیلتر کالمن منتشر کرده‌اند. آنها و ده‌ها هزار مهندس دیگر دنبال آن بودند که اولین کسی باشند که فیلتر مطلوب را یافته و ارائه دهند. هرچند که ممکن است اشکالاتی کوچک هم داشته باشند. فیلتر کالمن اخیراً در زمینه‌های پیش‌بینی و تحلیل طول زندگی و پاسخگویی به آزمایشات بکار گرفته می‌شود. فیلتر در کلمه به معنای حصول اطلاعاتی از روی اطلاعات موجود است و یک فیلتر کالمن در صورت طراحی مناسب قادر است با اندازه‌گیری برخی از حالات، سایر حالات را تخمین بزند. [35]

از ویژگی‌های جذاب فیلتر کالمن، محاسبات پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل کوواریانس خطا می‌باشد، مسایل تخمین را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد. [33]

الف) چنانچه زمان مورد نظر برای تخمین بر آخرین اندازه‌گیری منطبق باشد، مسئله تخمین را فیلترینگ گویند.

ب) اگر زمان تخمین، درون داده‌های اندازه‌گیری قرار گیرد، مسئله را میانگین‌گیری نامند.

ج) و بالاخره در صورتیکه زمان تخمین بعد از داده‌ها قرار گیرد، مسئله تخمین را پیش‌بینی گویند.

الگوی فیلتر کالمن، یک الگوریتم پیش‌بینی صحیح و مدرن برای استفاده از یک سیستم خطی پویا برای تغییرات رژیم داده‌ها می‌باشد. [32]

و در نهایت؛ مدل کلی، یک متدی است برای یافتن اندازه سرمایه‌گذاری بهینه؛ که باعث افزایش ثروت می‌شود و از دست رفتن ثروت جلوگیری می‌کند را مشخص می‌نماید. [41]

وجید رضا و اشرف^۹ (۲۰۱۸) معتقدند معرفی استراتژی‌های هوشمند بتا به سرمایه‌گذاران منفعل اجازه می‌دهد تا ساختار اوراق بهادار سهام را با استفاده از استراتژی‌های جایگزین مانند وزن بندی اساسی، مقادیر برابر و استراتژی‌های وزن کم ریسک مقایسه کنند [21]. ساران مهرا و همکاران^{۲۰} (۲۰۱۶)، نشان دادند که الگوریتم K2 با ریسک‌های بهتر تنظیم‌شده را با توجه به نسبت‌شارپ، افزایش بهای متوسط بهتر نسبت به ضریب زیان متوسط و احتمال بیشتر موفقیت در مقایسه با معیارهای موجود، در آزمایش‌های خارج از نمونه اندازه‌گیری می‌کند [20]. هیتاچ و زامبرانو^{۲۱} (۲۰۱۶) تصریح کردند حقوق صاحبان سهام استراتژی‌های مختلف بتای هوشمند (مانند همان اندازه وزن، حداقل واریانس جهانی، سهم ریسک‌های مساوی و حداکثر نسبت متنوع) به عنوان جایگزین به وزن شاخص ارائه شده است [16]. کریس و همکاران^{۲۲} (۲۰۱۵) بیان داشتند که اوراق بهادار بتای هوشمند به طور معمول به یک تنوع برتر نسبت به

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پائیز ۱۳۹۹

معیارهای ارزشمندی بازار سرمایه منجر می‌شود، اما همچنان به رکود بازار گسترده آسیب می‌رساند [28]. نیه تو و همکاران^{۲۳} (۲۰۱۴) با مقایسه روش‌های OLS و GARCH و فیلترکالمن در بورس مکزیک دریافتند که فیلترکالمن در مقایسه با سایر روش‌ها از عملکرد بهتری در تخمین ضریب بتا برخوردار است [8]. داس و همکاران^{۲۴} (۲۰۱۰)، با بکارگیری فیلتر کالمن اقدام به برآورد ضریب بتای CAPM دریافتند که تخمین ضرایب بتا با استفاده از فیلتر کالمن بر دقت مدل پیش‌بینی بازده می‌افزاید [9].

در ایران نیز آقایی فر و همکاران در سال ۱۳۹۸ با استفاده از الگوریتم ترکیبی سری‌های زمانی فازی برای پیش‌بینی قیمت سهام و مقایسه آن با قیمت‌های سهام محاسبه شده با الگوریتم نسبت طلایی پرداخت [1]. تهرانی و همکاران (۱۳۹۷)، تصریح کردند که الگوریتم دسته بندی میگو در یافتن مرز کارا و پرتفوی‌های بهینه در مقایسه با سایر الگوریتم‌های مرسوم عملکرد بهتری داشته و می‌توان آن را جایگزین این روش‌ها کرد و به نتایج مطلوب‌تری دست‌یافت [۶]. دستوری و همکاران (۱۳۹۷) با پیاده‌سازی دو مدل الگوریتم معاملات زوجی و الگوریتم معاملات زوجی کنترل کیفیت آماری فازی نشان دادند که الگوریتم اصلاح شده در دوره مشابه سرمایه‌گذاری توانسته است ۵۷٫۹۵٪ بازده ایجاد کند در حالی که مدل پایه ۴۶٫۱۷٪ بازده را برای سرمایه‌گذار به همراه داشته است. [۱۰] عزیززاده و همکاران (۱۳۹۶) در انتخاب استراتژی معاملات جفتی بهینه تحت تغییرات آماری فرایند اسپرد تایید کردند که سرمایه‌گذاری مناسب و تصمیم‌گیری در مورد اتخاذ موقعیت درست خرید یا فروش، نیازمند یک استراتژی مشخص و اثبات شده است. امیری و همکاران (۱۳۹۵) سیستم معاملاتی هوشمندی را بر پایه قوانین شناخته شده تحلیل تکنیکال و استفاده از سه ابزار الگوریتم ژنتیک، منطق فازی و شبکه عصبی ایجاد نمودند [۳]. رهنمای رودپشتی و همکاران (۱۳۹۴) نیز معتقدند بازده پیش‌بینی شده پرتفوی در مدل پایدار تفاوت معناداری با بازده پیش‌بینی شده در مدل کلاسیک و ریسک پیش‌بینی شده در مدل پایدار با ریسک پیش‌بینی شده در مدل کلاسیک تفاوت معناداری ندارد. اما با بررسی بازدهی و ریسک پرتفوی‌های تشکیل شده براساس وزن ارائه شده توسط هر یک از مدلها، مشخص گردید در بازار ایران بازده واقعی از هر دو روش تفاوت معناداری با یکدیگر ندارند. این در حالی است که ریسک واقعی پرتفوی‌های بهینه شده با روش پایدار کمتر از ریسک پرتفوی‌های بهینه شده با روش کلاسیک می‌باشد. تهرانی و همکاران (۱۳۹۴)، به ارائه رویکردی جدید برای مدیریت فعال پرتفوی و انجام معاملات هوشمند سهام با تاکید بر نگرش انتخاب ویژگی پرداختند [۱۳]. فلاح شمس و همکاران (۱۳۹۲) تایید کردند که با استفاده از استراتژی شتاب بر پایه معیارهای مبتنی بر ریسک تعدیل شده، امکان انتخاب پرتفوی مناسب در بورس تهران وجود دارد. ولی از بین این معیارها، معیار M3 عملکرد بهتری نسبت به دو معیار دیگر از خود نشان

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

داده است. همچنین محققین تایید کردند که معیارهای EROV و SORTINO در انتخاب پرتفوی مناسب عملکرد پایین تری از بازار داشته است. در حالیکه معیار M3 عملکرد بهتری را نسبت به بازار از خود نشان داده است. [۱۱]

لذا براساس مطالب بیان شده و براساس رهیافت‌های ذکر شده در صدد هستیم با ارایه یک سیستم پیشنهادی براساس الگوریتم‌های مختلف (توابع کلی و فیلتر کالمن) که کمتر مورد توجه قرار گرفته است بصورت ترکیبی برای ایجاد یک پرتفوی هوشمند استفاده نمائیم. تا بتوانیم به هدف اصلی بهینه‌سازی پرتفوی، یعنی حداکثر نمودن بازدهی و حداقل نمودن ریسک سرمایه گذاری دست پیدا نمائیم. الگوریتم‌های پیشنهادی برای هر گروه از سهم‌های برگزیده که دارای بیشترین شایستگی در هر عامل هستند اجرا شده و نتایج حاصله با یکدیگر مقایسه می‌شوند. الگوریتم پیشنهادی، مقدار بهینه را برای هر یک از نسبت‌های بازدهی و ریسک مشخص می‌نماید. این عمل باعث تولید استراتژیهای معاملاتی متفاوت با بازدهی و واریانس متفاوت می‌شود و نهایتاً استراتژی‌های هوشمند بهینه براساس الگوریتم‌های متنوعی استخراج می‌گردند.

روش تحقیق

اهداف پژوهش

هدف این پژوهش ترکیب مدل‌هایی است که جنبه‌های مختلف الگوها و ساختار را در داده‌های موجود در افق‌های زمانی مختلف متفاوت می‌سازد: مدل‌های بلندمدت برای گرفتن مدل‌های شتاب و کوتاه مدت برای بدست آوردن میانگین معکوس. که روش کار و چارچوب زیربنایی آن را می‌توان به عنوان یک سیستم دوجانبه مشاهده کرد: سطح اول، که در آن مدل‌ها طراحی شده‌اند تا بر جنبه خاصی از سری‌های زمانی مالی تمرکز کنند، این مدل‌ها با بازار ارتباط برقرار می‌کنند و تصمیمات تجاری می‌گیرند. سطح دوم، مدلی است که سرمایه را به مدل‌ها در سطح اول تخصیص می‌بخشد، و اساساً پرتفوی مدل‌های کمی را ایجاد می‌کند.

مدل مفهومی

برای انجام پژوهش حاضر دو مدل سرمایه گذاری کمی و چند مدل هوشمند اجرا خواهد شد. در حالی که مدل‌های هوشمند، سرمایه را به مدل‌های سرمایه گذاری کمی اختصاص می‌دهد. ابتدا این مدل‌های کمی را انتخاب می‌کنیم چون آنها در لحظه‌های زمانی مختلف حرکت می‌کنند و به طور معکوس در سهام به عنوان یک دارایی طبقه بندی می‌شوند. وجود همبستگی‌های کم در هر یک از این مدل‌های

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پائیز ۱۳۹۹

کمی، برای تمرکز بر رویکرد سرمایه گذاری، بدون دخالت در کار مدل های دیگر طراحی شده اند. سیستم پیشنهادی برای اتخاذ تصمیمات معاملاتی، تلفیقی از روش های تکنیکی و بنیادی در انتخاب سهام و تشکیل پرتفویو می باشد. پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم ها با هدف حداکثرسازی بازده پرتفوی تشکیل شده بهینه می گردد. ساختار کلی سیستم پیشنهادی به شرح زیر می باشد:

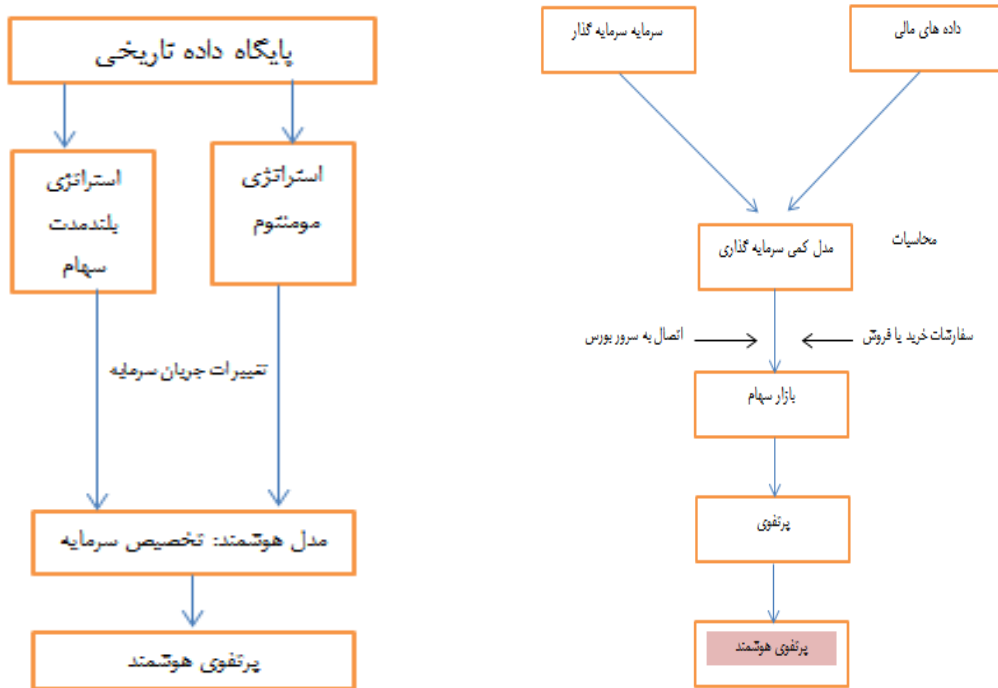
پایگاه داده های تاریخی: پایگاه داده شامل داده های مالی بصورت سری زمانی از قیمت روزانه بازار می باشد که در آن قیمت های بالا، پایین و میانگین قیمت ها در هر روز کاری از مجموعه داده ها را نشان می دهد. این داده ها مدل های کمی سرمایه گذاری را پشتیبانی می کند. این پایگاه داده همچنین از تجزیه و تحلیل تمام مدل ها و ارزیابی اوراق بهادار به صورت روزانه پشتیبانی می کند.

مدل های سرمایه گذاری کمی: مدل های کمی روش های ساده سرمایه گذاری هستند، که در آن فرآیند توسط یک الگوریتم هدایت می شود. مدل های سیستماتیک و کمی بدان معنی است که شروع و اجرای تصمیم سرمایه گذاری به طور کامل توسط یک الگوریتم کنترل می شود، یعنی هیچ دخالت انسانی وجود ندارد.

مدل هوشمند: مدل هوشمند تخصیص پویای سرمایه است. اگر چه داده ها و تجزیه و تحلیل ها روزانه به روز می شوند، مدل هوشمند برای تصمیم گیری در مورد تخصیص سرمایه در انتهای هر ماه طراحی شده است.

پرتفوی هوشمند: نشان دهنده ارزش سهام در پرتفوی است که نتیجه تخصیص سرمایه به مدل سرمایه گذاری اول و مدل سرمایه گذاری دوم می باشد.

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی



مدل رگرسیونی

تجزیه و تحلیل رگرسیون با استفاده از حداقل مربعات معمولی برای هر دو مدل شروع می‌شود تا براساس آن ماهیت رابطه بین دو سری زمانی مشخص شود.

$$y_t = \beta x_t + \varepsilon_t$$

ابتدا قبل از اجرای الگوریتم‌ها، پیش فرض‌های رگرسیون جهت سنجش داده‌های مورد مطالعه بررسی گردید. براساس روش حداقل مربعات معمولی مشکل خود همبستگی بین باقیمانده‌های مدل مورد آزمون قرار گرفت که مشکلی مشاهده نگردید. از لحاظ مانایی داده‌ها نیز آزمون ریشه واحد دیکی فولر و آزمون نرمال بودن داده‌ها بر اساس آزمون جارج برا بررسی و مورد تایید قرار گرفت. سپس آزمون ناهمسانی واریانس نیز براساس رابطه زیر بررسی که بیانگر رفتار معکوس داده‌هاست و نشان داد که متغیرها کاملاً تصادفی می‌باشند.

$$VR(\hat{\beta}) = \frac{\sum_t (\Delta^T y_t - \overline{\Delta^T y})^2}{T \sum_t (\Delta y_t - \overline{\Delta y})^2}$$

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پائیز ۱۳۹۹

که در اینجا T طول واریانس سهام بلندمدت، yt سطوح سری زمانی، Δyt که تغییرات روزانه در سری‌های زمانی می‌باشد.

الگوی اول: الگوریتم فیلترکالمن

رهیافت فیلترکالمن از مجموعه معادلات ریاضی تشکیل شده است که معادلات حالت و اندازه‌گیری را به طور همزمان برای به دست آوردن حالات مشاهده نشده حل می‌کند. این روش با استفاده از اطلاعات متغیرهای مشاهده شده پس از حداقل کردن خطا، بردار مقادیر متغیر مشاهده نشده را به شکل بهینه‌ای تخمین می‌زند. فیلترکالمن یک روش بازگشتی برای محاسبه تخمین‌های بهینه بردار وضعیت مشاهده نشده براساس مجموعه اطلاعاتی مناسب است. این روش در مدل فضای حالت به کار گرفته می‌شود و الگوریتم آن یک راه حل بازگشتی برای بهینه کردن سیستم توصیف شده در فضای حالت ارائه می‌کند. این راه حل از داده‌های موجود برای بهینه‌کردن داده‌های قبلی استفاده می‌کند. فیلترکالمن روشی است که در آن به جای آنکه از ذخیره تمام داده‌های قبلی برای به دست آوردن داده‌های بعدی و تصحیح مدل استفاده شود، با استفاده از مدل‌های ریاضی به طور مستقیم مدل تصحیح می‌شود. به بیان ریاضی معادلات فضای حالت در فرایند فیلترکالمن جهت تخمین متغیر حالت $X \in R^n$ به صورت زیر معرفی می‌شوند:

(ورودی الگوریتم فیلترکالمن؛ داده‌های قیمت، مدل واریانس، مشاهدات واریانس و خروجی بازدهی بردار می‌باشد).

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

الگوریتم ۱: الگوی فیلتر کالمن

Algorithm 1 KALAMN FILTER Function: Input: price data, W = model variance, V =observation variance. Output: $\theta_{t|t}$.

Function KALMAN FILTER (Z_t)

If $t =$ then

Initialize $\theta_{0|0} \leftarrow z_0$

Initialize $P_{0|0} \leftarrow 1$

End if

$\theta_{0|0-1} \leftarrow \hat{\theta}_{t-1|t-1}$.

$P_{t|t-1} \leftarrow P_{t-1|t} + W_t$.

$y_t \leftarrow \theta_{t|t} - \hat{\theta}_{t|t-1}$.

$S_t \leftarrow P_{t|t-1} + V_t$.

$K_t \leftarrow P_{t|t-1} S_t^{-1}$.

$\hat{\theta}_{t|t} \leftarrow \hat{\theta}_{t|t-1} + K_t r_t$.

$P_{t|t} \leftarrow (I - k_t H_t) P_{t|t-1}$

Store $\theta_{t|t}$. and $P_{t|t}$

Return $\theta_{t|t}$.

End function

که در آن $Z_t \in \mathbb{R}^m$ نشاندهنده بردار مشاهدات هست، H_t ماتریس مشاهدات، A_t ماتریس سیستم است که موقعیت ما را در مرحله بعد پیش بینی می کند W_t و V_t مشاهده و ارزش ماتریس کوواریانس از اندازه $(m \times m)$ ، $(p \times p)$ به ترتیب هستند. در نهایت در الگوریتم بالا ضریب k_t ضریب کالمن هست که باید طوری انتخاب شود که کوواریانس خطا حداقل شود که در این صورت اندازه گیری انجام شده قابل اعتماد است. الگوریتم فیلتر کالمن یک مدل مقیاس پذیر ساده است: یعنی فقط یک متغیر قیمت سهام وجود دارد. با توجه به اینکه قیمت پایانی سهام (قیمت بسته شدن امروز (در زمان t) بهترین تخمین زننده برای قیمت فردا (در زمان $t + 1$) است. از این رو متغیر مدل حالت یک مجموعه ای واحد هست که واریانس با استفاده از داده های ماهانه در ۷۲ نقطه برای هر شرکت تخمین زده می شود. این مدل با استفاده از میانگین متحرک داده (قیمت) است. گام بعدی استفاده از الگوریتم شماره ۲ می باشد. یعنی بعد از به روز کردن میانگین متحرک قیمتی بررسی می شود که آیا قیمت معاملات آتی بالاتر از حد متوسط است. اگر قیمت بالاتر از حد متوسط باشد، بررسی می گردد که آیا قبلاً موقعیتی را باز کرده ایم یا خیر. اگر

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پاییز ۱۳۹۹

اینگونه نباشد، ما معاملات آتی (طولانی) و باز را خریداری می کنیم و پرتفولیو را به روز می کنیم. اگر قیمت پایین تر از میانگین متحرک است و اگر موقعیتی باز نداریم، با فروش (کوتاه) و به روز کردن پرتفولیو موقعیت جدیدی را باز می کنیم.

الگوی دوم: الگوریتم مومنتوم

پس از شناسایی سهام، ابتدا آزمون های اولیه آماری رگرسیون (نرمالیت، مانایی، عدم وجود هم خطی، خودهمبستگی و ...) را اجرا می نماییم. این آزمونها به عنوان یک شاخص اولیه در مورد پایداری روابط می باشند. تجزیه و تحلیل رگرسیون نشان می دهد که بین دو سری زمانی رابطه وجود دارد. باقیمانده از رگرسیون به ما نشان می دهد که رابطه می تواند به طور بالقوه معکوس باشد. آزمایش **Runs** این ایده را به ما می دهد که چقدر زمان لازم است تا باقیمانده برگردد و حس همبستگی در باقیمانده را به وجود می آورد. ما همچنین با استفاده از **VRT**، میانگین برگشت در پراکندگی را بررسی می کنیم، که نشانگر اندازه بازه زمانی است که می تواند بر روی مدل تمرکز کند. مهمتر از همه ما با استفاده از **VRP**، معکوس بازدهی در دامنه ها را بررسی می کنیم، آستانه نهایی موفقیت یک گسترش است که باید در سید سهام درج شود. آزمون ها نقش مهمی در شناسایی ویژگی های کلیدی در داده ها، مدل و اندازه بازه زمانی دارند. ساخت و کالیبراسیون مدل یک فرایند تکرار شونده است، زیرا ما باید بهترین اندازه بازه را در جایی کسب کنیم که بالاترین سود را در معاملات و همچنین پرتفوی بدست آوریم که مستلزم اینها شناسایی سرعت متوسط برگشت و اندازه گیری انحراف معیار می باشد تا بیشترین و بهینه ترین بازه را به دست آوریم. پس از اجرای آزمونهای اولیه براساس الگوریتم فیلتر کالمن و با کمک خروجی آن الگوریتم مومنتوم اجرا می شود که در آن ورودی قیمت های آتی روزانه می باشد تا اینکه با استفاده از الگوی مومنتوم بتوانیم به یک پرتفوی مناسب برسیم. جهت اجرا و انتخاب پرتفوی مناسب و استفاده از معیار نسبت شارپ در این مرحله از روش جگادیش و تیتمن (۱۹۹۳) استفاده می شود. بدین ترتیب که ابتدا در هر ماه براساس معیارهای مبتنی بر ریسک تعدیل شده سهام تمامی شرکت های نمونه رتبه بندی می شود. براساس داده های آماری دوره های نگهداری، میانگین بازده تجمعی پرتفولیو براساس هر یک از معیارها محاسبه می شود تا امکان انتخاب پرتفوی مناسب براساس استراتژی مومنتوم وجود داشته باشد. سپس موقعیت سهام شرکتها براساس الگوی فیلتر کالمن در پرتفوی از جایگاه خرید و فروش مشخص می گردد. تا نهایتاً براساس مدل الگوی فیلتر کالمن و میانگین متحرک، اندازه، قیمت جاری، بازده تجمعی و موقعیت سهام شرکت در پرتفولیو (خرید و فروش سهام)، مدل پرتفوی مناسب استخراج شود.

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

الگوریتم ۲: الگوی مومنتوم

Algorithm 2 Momentum: Input x: Log of index futures, Output: Momentum model portfolio.

READ daily futures prices as $x_{(n,t)}$, where t is time stamp and n is the number of futures markets and $x \in R$.

rebalance () is a function that takes the current portfolio, computes the mean investment in the futures market and buys and sells so that capital is equally divided among futures markets.

w=moving average window size

$\Pi_t = (\Pi_{(1,t)}, \Pi_{(2,t)}, \dots, \Pi_{(n,t)})$, where $\Pi_{(i,t)} = \langle C_{(i,t)}, P_{(i,t)} \rangle$

$C_{(i,t)}$ is capital invested in futures contract I at time t

$P_t = (\Pi_{(1,t)}, \Pi_{(2,t)}, \dots, \Pi_{(n,t)})$ position in portfolio.

$P_{(i,t)} \in \{Buy, Sell\}$ position of futures I at time t.

KALMAN FILTER is the kalman is the kalman Filter Function as described in Algorithm 1.

For I = 1 to n do

$C_{(I,0)} \leftarrow \text{investment} / n$

$P_{(I,0)} \leftarrow \text{Buy}$

End for

For t = 1 to T do

$C_t \leftarrow \text{rebalance}(C_{t-1})$

$P_t \leftarrow P_{t-1}$

For I = 1 to n do

$X_{(i,t)} \leftarrow \text{get current price}$

$y_{(i,t)} \leftarrow \text{KALMAN FILTER}(x_{(i,t)})$ # kalman filter prediction

$z_{(i,t)} \leftarrow \text{moving average}(y_{(i,t)}) \quad \frac{1}{w} \sum_{t-w}^t y_{(i,t)}$

if $x_{(i,t)} > z_{(i,t)}$ then

if $P_{(i,t)} \neq \text{Buy}$ then

$P_{(i,t)} \leftarrow \text{Buy}$

End if

Else

If $P_{(i,t)} \neq \text{Sell}$ then

$P_{(i,t)} \leftarrow \text{sell}$

End if

End if

End if

End for

الگوی سوم: الگوریتم استراتژی بلند مدت

در استراتژی بلندمدت سهام فقط خرید سهام صورت می‌گیرد بدین صورت که سهام‌هایی که از هم گروهی‌های خود از لحاظ بازدهی میانگین متحرک عقب مانده‌اند (طبق تئوری مالی، سهام شرکت‌ها اصولاً با اخبار مثبت در گروه بصورت هماهنگ حرکت می‌کنند) را مشخص و خریداری می‌کنیم. مدل استراتژی بلندمدت سهام یک مدل پایدار هست که در آن تخصیص سرمایه بصورت مساوی صورت می‌گیرد در این الگوریتم با فرض اینکه قیمت ابتدا و انتها را بدست آورده و کلیه معاملات را در زمان معاملاتی تنظیم می‌نماییم. در گام اول سهام را با بازده آنها به ترتیب نزولی مرتب نموده سپس تعداد سهام را براساس بازده به دو بخش و نیمه تقسیم می‌نماییم نیمه بالا سهام‌هایی با عملکرد بهتر نسبت به نیمه پایینی می‌باشد. ابتدا سهام‌ها را برای خرید مشخص نموده و سهام‌های موجود در نیمه بالایی را خریداری و سپس سهام‌های نیمه پایینی را خریداری می‌نماییم. سپس مدل پرتفولیو را به روز نموده تا در مرحله بعدی به همه معاملات اختصاص یابد. به طور خاص، ما بدترین عملکرد را با این انتظار که آنها سهام دیگری را با عملکرد بهتر به دست آورند، خریداری می‌کنیم. به عنوان مثال در دوره فعلی در مجموعه داده‌هایی را که حداقل افزایش را داشته‌اند خریداری می‌نماییم (سرمایه‌گذاری می‌کنیم). به عنوان مثال، اگر ما ۵ نقطه داده در یک گروه داریم یعنی A، B، C، D و E. بعد از رتبه بندی E در رتبه ۱، C در رتبه ۲، B در رتبه ۳، D در رتبه ۴ و A رتبه ۵ قرار دارد. بنابراین برای دوره بعدی ما D و A را سرمایه‌گذاری (خرید) می‌کنیم زیرا آنها ضعیف‌ترین مجری‌ها هستند.

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

الگوریتم ۳: مدل استراتژی بلندمدت

Algorithm 3 Long Only: Input E: Stock returns, Output: Long Only portfolio.

```
# READ stock returns prices as  $\varepsilon_{(n,t)}$ , where t is time stamp and n is the number of stocks and  $\varepsilon_{(n,t)} \in \mathbb{R}$ 
# rebalance() is a function that takes the current portfolio, computes the mean investment in the futures
market and buys and sells so that capital is equally divided among futures markets.
#  $\Pi_t = (\Pi_{(1,t)}, \Pi_{(2,t)}, \dots, \Pi_{(n,t)})$ , where  $\Pi_{(i,t)} = \langle C_{(i,t)}, P_{(i,t)} \rangle$ 
#  $C_{(i,t)}$  is capital invested in futures contract i at time t.
# C(t) is capital value of the portfolio at t.
#  $P_t = (\Pi_{(1,t)}, \Pi_{(2,t)}, \dots, \Pi_{(n,t)})$  position in portfolio.
#  $P_{(i,t)} \in \{Buy, Sell\}$  position of futures I at time t.
# Let S be set of sectors.
# Let s is a sector C S.
# Let  $\varepsilon$  be set of equities in sector S.
# Let e be single equity.
# Let  $\mathcal{L}$  be set of laggard stocks in a sector.
# laggard() is a function that returns  $\lfloor \varepsilon/2 \rfloor$ , the worst performing stocks at current time.
for i = 1 to n do
   $C_{(i,0)} \leftarrow investment/n$ 
end for
for t = 1 to T do
   $C_{(t)} \leftarrow rebalance(C_{(t-1)})$ 
  for s  $\in$  S do
     $\mathcal{L}_{(s,t)} \leftarrow laggard(\varepsilon_{(s,t)})$ 
    For e  $\in \varepsilon_s$  do
      Of  $P_{(e,t)} = Own$  and e  $\notin \mathcal{L}_{(s,t)}$  then
        Sell (e)
      End if
    End for
    For e  $\in \mathcal{L}_s$  do
      If  $p_{(e,t)} = Not-own$  then
        Buy (e)
      End if
    End for
  End for
End for
```

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پائیز ۱۳۹۹

عملکرد هر مدل سرمایه گذاری، براساس سرمایه گذاری اولیه ۱۰۰ واحد با استفاده از رابطه زیر نشان داده می‌شود.

$$PC_{(t-1,m)} * (1+(QIM_{(t,m)})).$$

که این رابطه بیانگر رشد مرکب سرمایه گذاری اولیه ۱۰۰ واحد است. در اینجا QIM بیانگر بازده مدل سرمایه گذاری کمی و PC برابر با قیمت می‌باشد.

الگوی چهارم: مدل هوشمند

اکنون که بازدهی حاصل شده از الگوریتم های مدل های سرمایه گذاری کمی را بصورت ماهانه محاسبه نموده تا در مدل های هوشمند مورد استفاده قرار گیرند، زیرا تخصیص سرمایه را در مدل هوشمند به صورت ماهانه تغییر می‌دهیم. لذا، در این بخش، الگوریتم مدل هوشمند طراحی شده است که سرمایه را به مدل های سرمایه گذاری کمی تخصیص می‌دهد. در این بخش با استفاده از الگوریتم فیلتر کالمن و توابع کلی میزان سرمایه بهینه به مدل های سرمایه گذاری کمی اختصاص داده خواهد شد و سپس براساس معیار کلی تلاش خواهد شد که نسبت شارپ به حدکثر برسد در الگوریتم کلی نیز از همان مقدار سرمایه اولیه که در سایر الگوریتم ها استفاده شده استفاده خواهد شد.

الگوریتم معیار کلی

معیار کلی دارای بسیاری از ویژگی های مطلوب است اولاً، کلی میزان ثروت سهامداران را بدون ریسک ورشکستگی به حداکثر می‌رساند؛ و به طور جانبی میانگین هندسی را که به عنوان نرخ ترکیبی بازده سرمایه گذاری نیز شناخته می‌شود، حداکثر می‌کند. در جایی که نرخ بازده مرکب باشد، بازده ای است که هنگام بازگشت سرمایه از دوره قبلی به دست می‌آید و در یک سرمایه گذاری باقی می‌ماند و می‌تواند خود بازدهی را بدست آورد. ثانیاً، از آنجا که کلی در مورد سرمایه گذاری مجدد است یا یک رویکرد چند دوره‌ای است، مهم است که یک سرمایه گذار میانگین هندسی را به حداکثر برساند. سوم، زمان پیش بینی شده برای رسیدن به ثروت مورد نظر در استفاده از کلی حداقل است. چهارم، استراتژی کلی نزدیک بین است (کوتاه نگر) است، یعنی فقط باید فرصت ها و سرمایه های فعلی سرمایه گذاری در نظر گرفته شود، نه شرایط بعدی. در نهایت، مدل کلی اجازه می‌دهد تا سرمایه گذاران به راحتی میزان ریسک مورد نظر خود را با هزینه بازده مورد انتظار پایین تر تنظیم کنند (مک لین و همکاران، ۲۰۱۱).

از آنجا که هدف کلی به حداکثر رساندن لگاریتم ثروت می‌باشد با استفاده از معادله زیر وزن های

مطلوب محاسبه شده:

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

$$\max \sum_{t=1}^T \log \left(\sum_{i=1}^n 1 + (w_{t(i)} r_{t(i)}) \right)$$

که در آن r_i اشاره به بازدهی مدل‌های سرمایه گذاری کمی و w_i وزن ماکزیمم لگاریتم ثروت دارد که از وزن‌ها برای محاسبه بازدهی پرتفوی در یک زمان آینده ($t+1$) استفاده می‌شود.

الگوریتم ۴: الگوریتم توابع کلی

Algorithm 4 Fractional Kelly : Input = QIM returns, output = Portfolio returns.

READ QIM returns as $X_{(n,t)}$, where t is time stamp and n is the number of QIM models.

$P_{(t)}$ is the value of the portfolio at t .

$\Pi_{(t)}$ is portfolio at current time, where $\Pi_{(t)} = \langle C_{(t)}, X_{(t)} \rangle$

$W_{(t)}$ are the weights to allocate capital to the QIMs.

$C_{(t)}$ invests capital.

KELLY() is function described in Algorithm 5 that calculates fractional Kelly weights for all the QIMs at t .

reallocate() is a function that changes the proportion of capital invested in different QIMs according to these weights, $\langle \Pi_{(t)}, w_{(t)} \rangle$.

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{T1} & X_{T2} & \dots & X_{Tn} \end{bmatrix}$$

$W_{(0)} \leftarrow 0$

$P_{(0)} \leftarrow 0$

for $t = 1$ to T do

$w_{(t)} \leftarrow \text{KELLY}(x_{(t)})$

$c_{(t)} \leftarrow \text{reallocate}(\Pi_{(t-1)}, w_{(t)})$

$P_{(t)} \leftarrow \sum_{i=1}^n x_{(i)} c_{(t)}$

end for

مدل جدید هوشمند

در مدل میانگین معیار کلی از میانگین داده‌ها استفاده می‌شود در این الگوریتم میانگین توزیع، دقیقاً مانند مورد میانگین، روش دیگری برای ارزیابی گرایش مرکزی توزیع است. اما وقتی داده‌ها به طور عادی توزیع نشود، میانگین توزیع ممکن است لزوماً بهترین برآورد تمایل مرکزی نباشد. تحقیقات قبلی انجام شده بر روی پیش بینی سود نشان داده است که میانگین از نظر عملکرد می‌تواند تخمین بهتری

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پاییز ۱۳۹۹

داشته باشد. از طرف دیگر، معیار کلی یک رویکرد بدون توزیع است و از نظر ماهیت بسیار کوتاه نگر و نزدیک بین^{۲۵} است. هدف این الگوریتم نشان دادن این واقعیت می باشد که آیا میانگین می تواند نسبت به شارپ بهتر باشد و توزیع گرایش مرکزی را بهتر به تصویر بکشد. این الگوریتم دقیقاً مانند مدل توابع کلی عمل خواهد نمود به جز اینکه محاسبات معیار کلی با استفاده از میانگین داده ها ثابت خواهد شد و سایر پارامترها یکسان هستند. بازده پرتفوی نیز براساس بازده وزنی مدل های سرمایه گذاری کمی محاسبه می شود.

$$f^* = \frac{x - r}{\delta^2}$$

الگوریتم ۵: الگوریتم میانگین کلی

Algorithm 5 Median Kelly: Input = QIM returns, Output = Portfolio returns.

READ QIM returns as $X_{(n,t)}$, where t is time stamp and n is the number of QIM models.
 # $P_{(t)}$ is the value of the of the portfolio at t .
 # $W_{(t)}$ are the weights to allocate capital to the QIMs.
 # $C_{(t)}$ investneut capital.
 # $\Pi_{(t)}$ is portfolio at current time, , where $\Pi_{(t)} = \langle C_{(t)}, X_{(t)} \rangle$
 # MEDIAN KELLY () is function described in Algorithm 6, it calculates Median Kelly weights for all the QIMs at t .
 # reallocate () is a function that changes the proportion of capital invested in different QIMs according to their weights, $\langle \Pi_{(t)}, w_{(t)} \rangle$.

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{tn} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{tn} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{T1} & X_{T2} & \dots & X_{tn} \end{bmatrix}$$

$$W_{(0)} \leftarrow 0$$

$$P_{(0)} \leftarrow 0$$

for $t = 1$ to T do

$$w_{(t)} \leftarrow \text{MEDIAN KELLY}(x_{(t)})$$

$$c_{(t)} \leftarrow \text{reallocate}(\Pi_{(t-1)}, w_{(t)})$$

$$P_{(t)} \leftarrow \sum_{i=1}^n x_{(i)} c_{(t)}$$

end for

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

یکی از چالش‌های اساسی در مدل‌های هوشمند، تغییر رژیم داده‌ها می‌باشد بدین صورت که اگر الگوی یا ساختاری که برای مدتی مکث و توقف کرده است، تغییر در رژیم داده می‌تواند باعث از دست رفتن مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی شود، به طور بالقوه برای شروع مجدد سرمایه‌گذاری، یک مدیر پرتفوی محتاط با تخصیص دارایی می‌خواهد از وضعیت زیان‌ده شدن جلوگیری کند و همچنین وضعیتی را ترجیح می‌دهد که سرمایه به طور ویژه و در عین حال از ضرر جلوگیری کند. جلوگیری از سرمایه‌گذاری‌های زیان‌آور می‌تواند بازده و نسبت شارپ را بهبود بخشد. برای جلوگیری از سرمایه‌گذاری در زمینه ضرر و زیان در مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی خاص و تمرکز بر سرمایه‌گذاری‌ها با بازده بالقوه مثبت و غلبه بر این چالش از یک فیلتر کالمن استفاده می‌کنیم. از فیلتر کالمن برای ارزیابی اینکه آیا در $t + 1$ مدل‌های ما بازدهی مثبت یا منفی دارند، استفاده می‌شود. فیلتر کالمن کمک می‌کند تا از دوره‌های بازده پیش‌بینی منفی جلوگیری کنیم اما طبق پیش‌بینی برای بازده مثبت، با استفاده از کسری کلی سرمایه‌گذاری کنیم. برای ساختن این الگو از توابع قبلی معیار کلی و فیلتر کالمن استفاده می‌شود. در هر مرحله عملکرد فیلتر کالمن پیش‌بینی می‌نماید که آیا مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی بازده منفی یا مثبت خواهند داشت. مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی با پیش‌بینی‌های مثبت عدد ۱ و برای پیش‌بینی‌های منفی عدد ۰ محاسبه خواهند شد. که با پیش‌بینی‌های منفی مدل سرمایه‌گذاری کمی حذف شده و با تعداد مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی بازده وزنی معیار کلی دوباره محاسبه خواهد شد.

الگوریتم ۶: الگوریتم معیار کلی با فیلتر کالمن

Algorithm 6 Kelly with Kaalan Filter: Input = QIM returns. Output = Portfolio returns.

READ QIM returns as $X_{(n,t)}$, where t is time stamp and n is the number of QIM models.

$P_{(t)}$ s the value of the of the portfolio at t .

$W_{(t)}$ are the weights to allocate capital to the QIMs.

$C_{(t)}$ investrneut capital.

$\Pi_{(t)}$ is portfolio at current time, , where $\Pi_{(t)} = \langle C_{(t)}, X_{(t)} \rangle$

reallocate () is a function that changes the proportion of capital invested in different QIMs according to their weights, $\langle \Pi_{(t)}, w_{(t)} \rangle$.

PERFORMANCE CURVE() is the function described in Algorithm 7. It con-verts QIM returns to price.

KELLY() is a function described in Algorithm 5 it calculates fractional Kelly weights

BIN ARY KALMAN FI LT ER() is a function described in Algorithm 8. It gives a binary output based ,on the forecast from our Kalman Filter.

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{tn} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{tn} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{T1} & X_{T2} & \dots & X_{tn} \end{bmatrix}$$

for $t = 1$ to T do

Kelly_(t) = KELLY($X_{(t)}$)

Sum $\leftarrow 0$

for $i = 1$ to n do

price_(t,i) \leftarrow PERFORMANCE CU RV E($X_{(t,i)}$)

if BINARY KALMAN FILTER(price_(t,i)) = 1 then

Kelly_(t,i) = 0

end if

sum += Kelly_(t,i)

for $i = 1$ to n do

Kelly_(t,i) = $\frac{kelly_{(t,i)}}{sum}$

End for

End for

$W_{(t)} \leftarrow$ Kelly (t)

$C_{(t)} \leftarrow$ reallocate ($\Pi_{(t-1)} \cdot w_{(t)}$)

$P_{(t)} \leftarrow \sum_{i=1}^n x_{(i)} C_{(t)}$

End for

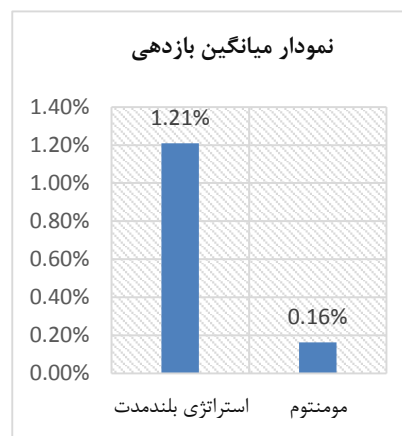
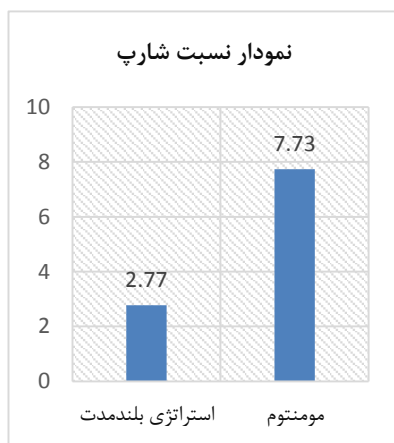
طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

نتایج پارامترها و عملکردهای مدل

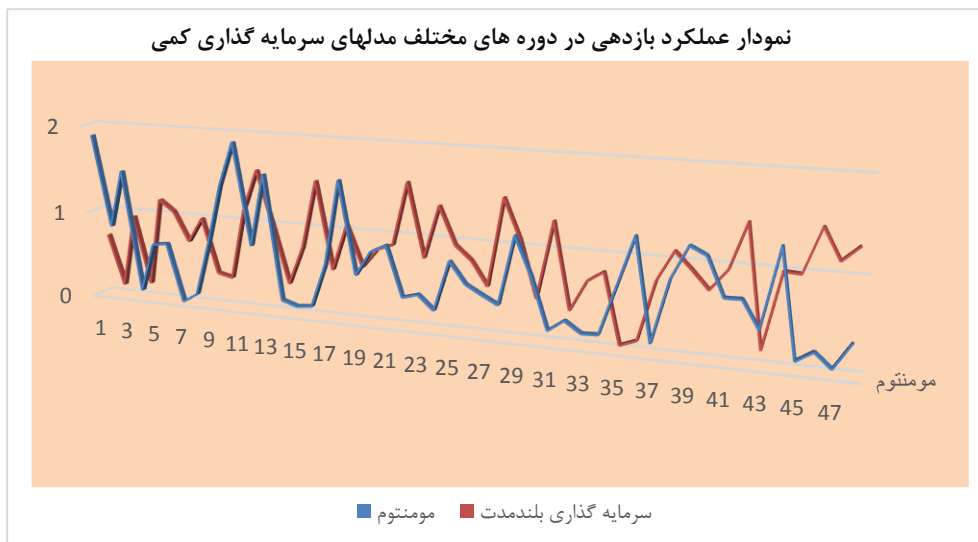
برای ایجاد پرتفوی مالی هوشمند با در نظر گرفتن پارامترهای مربوط به شرکت‌های فعال در میان صنایع مختلف بازار بورس تهران در بازه زمانی ۷۲ ماهه از اول فروردین ماه سال ۱۳۹۲ تا آخر اسفندماه ۱۳۹۷ که ۱۸ شرکت برای انتخاب سبد سهام با استفاده از الگوریتم‌های فیلترکالمن، الگوریتم روش مومنتوم و استراتژی بلندمدت و در نهایت مدل هوشمند که براساس الگوریتم‌های توابع کلی، میانگین کلی و معیار کلی با فیلترکالمن می‌باشد انتخاب و استفاده شده است. برای این منظور الگوریتم‌های مورد نظر ابتدا در نرم افزار متلب (Matlab) اجرا شده و براساس آن میانگین بازدهی، میانگین نوسانات و میانگین نسبت شارپ برای مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی (مومنتوم و سرمایه‌گذاری بلندمدت) محاسبه شده و استخراج شده است. بطوری‌که نتایج بیانگر بالا بودن میانگین بازدهی و نوسانات در استراتژی بلندمدت سهام نسبت به مدل مومنتوم می‌باشد جایی که انتظار نوسانات کمتری در استراتژی بلندمدت سهام را داشتیم. همچنین در هر دو مدل نسبت شارپ بصورت منفی بوده که بیانگر ایجاد کننده بازده منفی می‌باشد. که نتایج حاصل از عملکرد اجرای الگوریتم‌ها در جدول زیر آمده است:

جدول ۱: عملکرد مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی

شرح	مومنتوم	استراتژی بلندمدت
میانگین بازدهی	۰,۱۶۲۴٪	۱,۲۱٪
میانگین نوسانات	۰,۰۱۳۳۶٪	۳,۱۴٪
میانگین نسبت شارپ	۷,۷۳	۲,۷۷



فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پاییز ۱۳۹۹

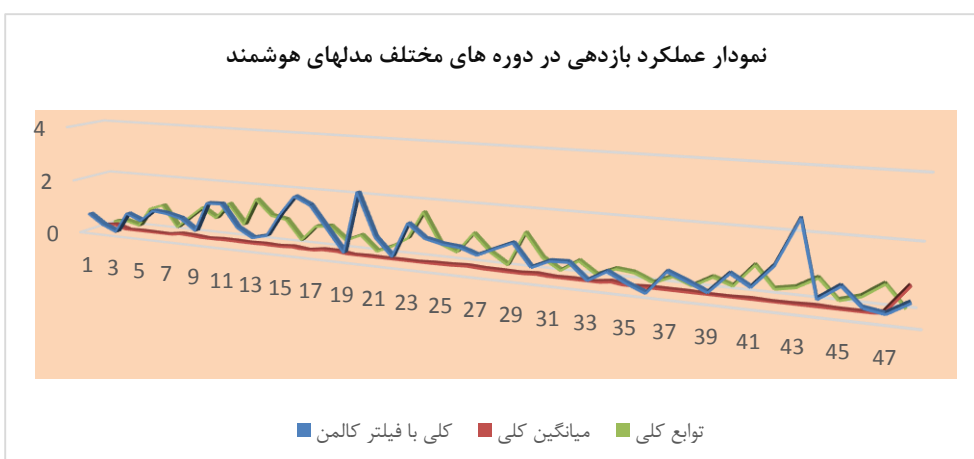
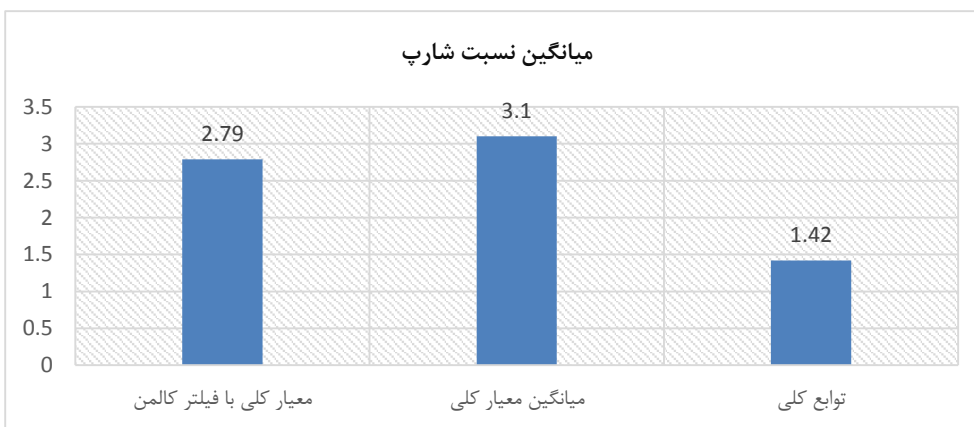
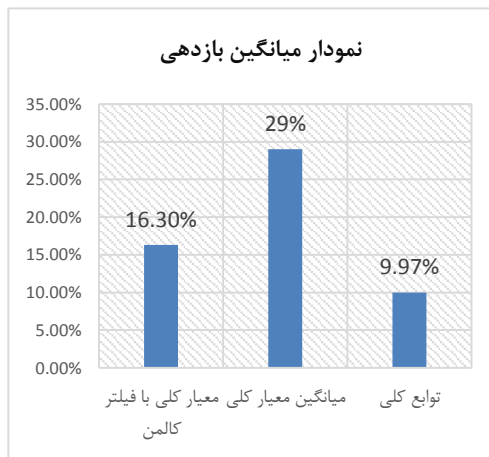
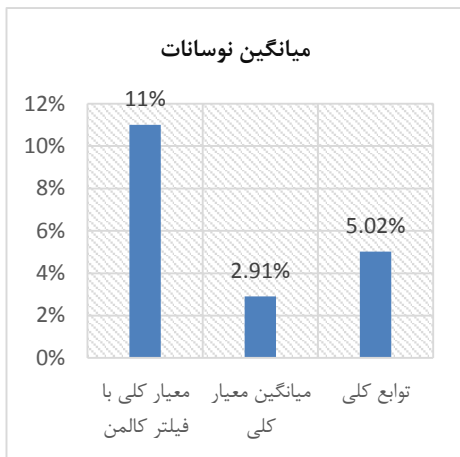


پس از اجرای مدل های سرمایه گذاری کمی حال نوبت به مدل های هوشمند سرمایه گذاری (توابع کلی، میانگین کلی و معیار کلی با فیلتر کالمن) می رسد که سرمایه را به مدل های سرمایه گذاری کمی اختصاص می دهند. نتایج مدل هوشمند بیانگر بازدهی بالاتر نسبت به مدل های سرمایه گذاری کمی می باشد جایی که بهترین نسبت شارپ و بهترین اجرا را در مدل هوشمند کلی مشاهده می شود. هنگامی که نسبت شارپ در هر یک از برنامه ها تجزیه و تحلیل می شود برای مدل هوشمند پیشنهادی و برای چارچوب بسیار امیدوار کننده است. زیرا مدل هوشمند دارای بیشترین بازدهی و بالطبع آن بهترین نسبت شارپ را دارا می باشد. همانطور که در جدول شماره ۲ مشاهده می شود میانگین بازدهی در معیار کلی بالاتر از همه مدلها بوده و این الگوریتم هوشمند معیار مناسبی برای سرمایه گذاری و بازدهی براساس نسبت شارپ و میانگین نوسانات ارائه می دهد.

جدول ۲: عملکرد مدل های هوشمند

شرح	توابع کلی	میانگین معیار کلی	معیار کلی با فیلتر کالمن
میانگین بازدهی	٪۹,۹۷	٪۲۹	٪۱۶,۳۰
میانگین نوسانات	٪۵,۰۲۴	٪۲,۹۱	٪۱۱
میانگین نسبت شارپ	۱,۴۲	۳,۱	۲,۷۹

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی



فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پائیز ۱۳۹۹

با توجه به مقادیر بهینه بدست آمده مشاهده می‌شود که الگوریتم میانگین معیار کلی کارایی بهتری از خود نشان داده و دارای بازدهی بالاتری نسبت به مدل‌های دیگر می‌باشد و همچنین نسبت شارپ بهتری را دارا می‌باشد همچنین نقطه قوت مدل فوق نوسانات کمتر این مدل هوشمند در مقایسه با مدل‌های قبلی می‌باشد که بیانگر پایداری الگوریتم فوق می‌باشد در نهایت مدل‌های هوشمند با افزایش بازدهی در کنار حداقل‌سازی ریسک بهترین و کاراترین مدل‌های پیشنهادی می‌باشند.

برای آزمون پس‌آزمایی مدل‌ها و انتخاب مدل بهینه از آزمون خطای جذر میانگین مربعات یا انحراف جذر میانگین مربعات (RMSD) استفاده شده که این آزمون تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی می‌باشد RMSD یک ابزار خوبی برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی توسط یک مجموعه داده است. در خطای جذر میانگین مربعات یک برآوردگر آماری θ با توجه به پارامتر پیش‌بینی شده $\hat{\theta}$ به عنوان مجذور مربع ریشه خطای میانگین مربعات تعریف می‌شود:

$$RMSD(\hat{\theta}) = \sqrt{MSD(\hat{\theta})} = \sqrt{E((\hat{\theta} - \theta)^2)}$$

برای برآوردگر بی‌طرف RMSD ریشه واریانس است و به عنوان خطای استاندارد شناخته می‌شود.

در حالت نرمال هر چه میزان خطا کمتر باشد قدرت پیش‌بینی بالاتر است و بر اساس یافته‌های مدل می‌توان بیان نمود که با توجه اینکه میزان خطا در مدل میانگین توابع کلی کمتر از سایر مدل‌هاست بنابراین قدرت پیش‌بینی بالاتری دارد.

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، سعی شده است تا ضمن ارائه یک مدل ابتکاری جهت ارائه مدلی برای ایجاد پرتفوی مالی هوشمند در بازار بورس اوراق بهادار تهران و تشکیل پرتفوی بهینه با استفاده از الگوی فیلتر کالمن و توابع کلی (KELLY) اجرا و پیشنهاد گردد. به منظور ایجاد و طراحی مدل بهینه و هوشمند پرتفوی ابتدا از مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی در قالب الگوریتم مومنتوم و الگوریتم سرمایه‌گذاری بلندمدت که از شاخص‌های تکنیکی و نسبت‌های بنیادین جهت انتخاب پرتفوی بهینه بهره می‌گیرد استفاده شده است و برای مدل هوشمند از الگوریتم‌های توابع کلی، میانگین کلی و ترکیب کلی و فیلتر کالمن بهره‌گرفته شد. پارامترهای ارزش‌گذار و مورد مقایسه در این مدل‌ها میانگین بازدهی، میانگین نوسانات و میانگین نسبت شارپ در هر چهار مدل مختلف در بازه زمانی ۶ سال در طی سال‌های ۱۳۹۲ - ۱۳۹۷ که داده‌ها بصورت ماهانه استخراج و در نرم افزار اکسل مرتب شده‌اند و از آنها می‌توان به عنوان سال‌های نزولی، متعادل و

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

رشدی نام برد. قبل از طراحی مدل مناسب پیش فرض‌های رگرسیون در قالب نرمال بودن داده‌های مورد بررسی، مانایی و عدم وجود ناهمسانی واریانس، و عدم وجود هم خطی بین داده‌ها مورد بررسی و تجزیه و تحلیل قرار گرفت. نتایج بیانگر نرمال بودن داده‌ها با استفاده از آزمون جاک برا در سطح خطای کمتر از ۵ درصد بود همچنین آزمون مانایی داده‌ها توسط آزمون دیکی فولر انجام و همه متغیرها و پارامترهای پژوهش در سطح ۹۹ درصد مانا می‌باشند و سایر آزمون‌های آماری مرسوم انجام شده که نتایج عددی به دست آمده حاکی از آن است که میزان بازدهی و نسبت شارپ در مدل پیشنهادی (الگوریتم‌های هوشمند کلی)، نسبت به بقیه مدل‌ها هموارتر و کاراتر و بهتر بوده است. بطوری که میانگین بازدهی و میانگین نسبت شارپ و حتی میزان نوسانات در مدل میانگین معیار کلی از همه مدل‌ها بهتر و قابل قبول‌تر می‌باشد که در نهایت مدل میانگین معیار کلی توانسته است عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های مدل سرمایه گذاری کمی از خود نشان دهد. در نتیجه مقدار ارزش پرتفوی مستخرج از الگوریتم پیشنهادی کلی بالاتر از الگوریتم‌های دیگر می‌باشد. نتایج به دست آمده بیانگر کارایی بهتر روش مدل‌های هوشمند کلی در انتخاب سبد سهام بوده است. که نشان دهنده کاراتر بودن الگوریتم و مدل پیشنهادی می‌باشد. همانطور که عملکرد پرتفوهای تشکیل شده با الگوریتم‌های پیشنهادی نشان می‌دهد که میانگین بازدهی در الگوریتم کلی همیشه بالاتر از میانگین بازدهی در الگوریتم مومنتوم و سرمایه گذاری بلندمدت می‌باشد که یافته‌های پژوهش دقیقاً مطابق با یافته‌های ساران مهران و همکاران (۲۰۱۶) می‌باشد. به محققینی که علاقه مند به انجام تحقیقات در حوزه‌های مرتبط با موضوع این تحقیق هستند پیشنهاد می‌ود که در زمینه‌های زیر پژوهش‌های خود را انجام دهند:

✓ استفاده از سایر الگوریتم‌های سرمایه گذاری کمی مثل سهام جفتی و استفاده از شاخص بازار
✓ تعریف توابع هدف با در نظر گرفتن سایر معیارهای ریسک و عملکرد پرتفو و مقایسه نتایج با یکدیگر.

✓ بررسی اثر دخیل نمودن سایر نسبت‌های بنیادی و شاخص‌های تکنیکال در ساختار الگوریتم.
✓ بررسی اثر سایر فاکتورها و سبک‌های سرمایه گذاری مانند اثر نقدشوندگی، حجم معاملات و ...

به عنوان ورودی مدل

✓ بررسی عامل‌های تاثیرگذار اقتصاد کلان در نوسانات قیمت دارایی‌های سرمایه‌های

✓ تقسیم بندی بازار به صنایع و انجام مقایسه‌های بین صنایع مختلف.

✓ استفاده از نمونه آماری بزرگتر و غیره.

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پائیز ۱۳۹۹

منابع

- ۱) آقای فر، نگار؛ محمدپور زرنندی، محمد ابراهیم؛ (۱۳۹۸)، استفاده از الگوریتم ترکیبی سری‌های زمانی فازی برای پیش‌بینی قیمت سهام و مقایسه آن با قیمت‌های سهام محاسبه شده با الگوریتم نسبت طلایی در شرکت‌های پذیرفته شده بورس تهران، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۳۶.
- ۲) امیری، مقصود؛ حدادیان، حمیدرضا؛ زندیه، مصطفی؛ رئیس‌زاده، علی (۱۳۹۵)، ارائه مدل معامله هوشمند در بازارهای مالی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، منطق فازی و شبکه عصبی، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره بیست و هفتم.
- ۳) پاکیزه، کامران؛ رحمانی، میلاد؛ عزیززاده، فاطمه (۱۳۹۶)، بررسی اثر سبک‌های سرمایه‌گذاری و تشکیل پرتفوی بهینه با استفاده از شاخص‌های تکنیکی و نسبت‌های بنیادی، فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری، سال ششم، شماره ۲۱، بهار ۱۳۹۶.
- ۴) تهرانی، رضا، عسگر نوربخش، مدیریت سرمایه‌گذاری، چالز پی جونز، نگاه دانش، ۱۳۸۸.
- ۵) تهرانی، رضا؛ هندیجانی زاده، محمد؛ نوروزیان لکوان، عیسی (۱۳۹۳)، ارائه رویکردی جدید برای مدیریت فعال پرتفوی و انجام معاملات هوشمند سهام با تاکید بر نگرش انتخاب‌ویژگی، فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری، سال چهارم، شماره سیزدهم.
- ۶) تهرانی، رضا؛ فلاح تفتی، سیما، آصفی، سپهر (۱۳۹۷)، بهینه‌سازی سبد سهام به کمک الگوریتم فراابتکاری دسته‌های میگو با استفاده از معیارهای مختلف از ریسک در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه تحقیقات مالی، (۲۰)، ۴، ۴۲۶-۴۰۹.
- ۷) حیدری، حسن؛ ملابهرامی، احمد (۱۳۹۱) نگرشی پویا بر ارزش در معرض خطر پرتفوی سهام بر پایه مدل‌های حالت فضا و فیلتر کالمن، سومین کنفرانس ریاضیات مالی و کاربردها، ۱۱ و ۱۲ بهمن ماه، دانشگاه صنعتی شریف.
- ۸) خضری، محسن؛ سحابی، بهرام؛ یتوری، کاظم و حیدری، حسن (۱۳۹۴)؛ بررسی اثرات متغیر زمانی تعیین‌کننده‌های تورم: مدل‌های فضا - حالت، فصلنامه مدل‌سازی اقتصادی، سال نهم، شماره ۲ پیاپی، ۳۰، صص ۲۵-۴۶.
- ۹) جمشیدی عینی، عصمت و خالوززاده، حمید (۱۳۹۵)؛ بررسی روش‌های هوشمند در حل مساله سبد سهام مقید در بازار سهام تهران، فصلنامه علمی پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، سال نهم، شماره سی و یکم، پائیز ۱۳۹۵.

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

۱۰) دستوری، مجتبی، فلاچپور، سعید، تهرانی، رضا، مهرگان، محمدرضا، (۱۳۹۷)، الگوریتم معاملات زوجی پربسامد با استفاده از کنترل کیفیت آماری فازی، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۳۷.

۱۱) فلاح شمس، میرفیض، عطایی، یونس (۱۳۹۲)، مقایسه کارائی معیارهای استراتژی شتاب (مومنتوم) در انتخاب پرتفوی مناسب "مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار.

۱۲) قاسمی دشتکی، مهسا (۱۳۸۷)، پیش بینی قیمت گذاری عرضه های عمومی اولیه، ترکیب شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک، پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته حسابداری دانشگاه تهران.

۱۳) رهنمای رودپشتی، فریدون؛ نیکومرام، هاشم؛ طلوعی اشلقی، هاشم؛ حسین زاده لطفی، فرهاد؛ بیات، مرضیه (۱۳۹۴)؛ بررسی کارایی بهینه سازی پرتفوی براساس مدل پایدار با بهینه سازی کلاسیک در پیش بینی ریسک و بازده پرتفوی، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار شماره بیست و دوم، بهار ۱۳۹۴.

۱۴) رهنمای روپشتی، کاظم چاوشی، ابراهیم صابر (۱۳۹۳) " بهینه سازی پرتفوی متشکل از سهام صندوقهای سرمایه گذاری مشترک بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد الگوریتم ژنتیک "، فصلنامه دانش سرمایه گذاری، سال سوم، شماره دوازدهم.

۱۵) راعی، رضا و سعیدی علی (۱۳۹۱)، مبانی مهندسی مالی و مدیریت ریسک. چاپ پنجم، تهران:

انتشارات: سمت؛ ۸۳

16) Asmerilda Hitaj, Giovanni Zambruno, (2016), Are Smart Beta strategies suitable for Hedge Funds portfolios?, Review of Financial Economics, doi:10.1016/j.rfe.2016.03.001

17) Achelis(2000). Journal of Accounting Research. s.l.: Vision Books,

18) Ang A., Chen J. and Xing Y. (2006). Downside Risk: Review of Financial Studies, 19(4), 1191-1239.

19) Black, F. (1972). Capital Market Equilibrium with Restricted Borrowing. s.l.: Journal of Finance,. 45(3), 444-455.

20) Chetran saran mehra, adam prugel , Bennett, (2016), Constructing Smart Portfolios From Data Driven Quantitative Investment Models, A thesis submitted in partial fulfillment for the degree of Doctor of Philosophy.

21) Raza , Muhammad Wajid & Ashraf, Dawood, (2018). "Does the Application of Smart Beta Strategies Enhance Portfolio Performance? The Case of Islamic Equity Investments," Working Papers 2018-1, The Islamic Research and Teaching Institute (IRTI).

- 22) N. Baba, T. Kawachi, T. Nomura, Y. Sakatani, (2004), "Utilization of NNs & Gas for improving the traditional technical analysis in the financial market", SICE annual Conference, 2(2), 1409-1412.
- 23) Torrubiano, R. and Suarez, A. (2008). "A Hybrid Optimization Approach to Index Tracking", Operation Research Journal, 166
- 24) Fabozzi, F. J. & Markowitz, H. M. (2011). *Equity Valuation and Portfolio Management*. Vol. 199. John Wiley & Sons.
- 25) Hirabayashi, A., Aranha, C., & Hitoshi, I. (2009). Optimization of the trading rule in foreign exchange using genetic algorithm. . s.l.: ACM Genetic and Evolutionary Computation,. 1529-1536.
- 26) Huang, C., Chang, C., Li, Kuo, Bo, Lin, Hsieh, T., & Chang, B. (2012). A genetic-search model for first-day returns using fundamentals. . s.l.: Machine Learning and Cybernetics, 5, 1662-1667.
- 27) Kaucic, M. (2012). Portfolio management using artificial trading
- 28) Huck, N. & Afawubo, K. (2015). Pairs trading and selection methods: is cointegration superior? *Applied Economics*. 47(6): pp: 599-613.
- 29) Harry Markowitz, 1991, Portfolio selection: efficient diversification of investments, Wiley-Blackwell.
- 30) Hon, M.T., I. tonks (2003). "Momentum in the UK stock markets", Journal of Multinational Financial Management. 13 (1):43-70.
- 31) Jegadeesh, N. and Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency, Journal of Finance, Vol.48, pp.65-91.
- 32) Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. Journal of basic Engineering. 82(1): 35-45.
- 33) Simpson, P.W., & Osborn, D.R., & Sensier, M. (2001). Modelling businesscycle movements in the UK economy. *Economica*, 68: 243-267.
- 34) Usta, I., Y.M. Kantar (2011). Mean-Variance-Skewness-Entropy Measures: A Multi-Objective Approach for Portfolio Selection, *Entropy*. 13: 117-133.
- 35) W. F. Sharpe, "Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk," *The Journal of Finance*, pp. 425-442, 1964.
- 36) S. Ross and R. Roll, "The arbitrage theory of capital asset pricing," *Journal of Economic Theory*, vol. 13, pp. 341-360, 1976.
- 37) L. MacLean, E. O. Thorp, and W. T. Z. W. T., *The Kelly Capital Growth Investment Criterion*, L. MacLean, E. O. Thorp, and W. T. Z. W. T., Eds.
- 38) World Scientific Press, 2011.
- 39) J. T. Moskowitz, Y. H. Ooib, and L. Pedersenb, "Time series momentum," *Journal of Financial Economics*, vol. 104, pp. 228-250, 2011.

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از.../منصوریان، رضائی، نبوی چاشمی، پویانفر و عبدالهی

40) E. Gatev, W. N. Goetzmann, and K. G. Rouwenhorst, "Pairs trading: Performance of a relative-value arbitrage rule," Review of Financial Studies, vol. 19, pp. 797–827, 2006.

41) J. Kelly, "A new interpretation of information rate," Information Theory, vol. 2, pp. 185–189, 1956.

42) Zhu, H., Wang, Y., Wang, K. and Chen, Y. (2011) .Particle Swarm

یادداشت‌ها :

-
- 1 sharp
 - 2 black
 - 3 Fama & french
 - 4 Carhart
 - 5 Petrowski
 - 6 shtenbahkh
 - 7 Wang chen.& zhing
 - 8 achiles
 - 9 Hirabayashi et al
 - 10 kazanu
 - 11 kausic
 - 12 Hung et al
 - 13 Crama and Schyns
 - 14 Dorener, et al
 - 15 Zhu et al
 - 16 Momentum
 - 17 Kalman filter
 - 18 Kelly Function
 - 19 Vajid Reza and Ashraf
 - 20 Saran Mehra et al
 - 21 Hitach and Zemberano
 - 22 Chris et al
 - 23 Nia tu et al
 - 24 Dus et al

۲۵ خاصیت نزدیک بینی یعنی فقط تمرکز بر روی بهترین فرصت فعلی