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

طراحی پرتفوی هوشمند با استفاده از مدل‌های سرمایه گذاری 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 داده های اندازه گیری 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 می باشد 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 می آید. در این پژوهش سعی شده است تا در جهت اجرای پرتفوی مالی هوشمند روش‌های موجود بهینه سازی 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 مومنتوم و مدل سرمایه گذاری 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 فیلترکالمن) ایجاد گردید تا میزان سرمایه را با استفاده از الگوهای هوشمند برای به حداکثر رسانیدن بازده و جلوگیری از سرمایه گذاری در سهام های با بازده منفی محاسبه نموده و تحصیص بهینه سرمایه دهد که ساختار پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم های مرسوم داشته و می توان آن را جایگزین این روش ها کرد و به نتایج مطلوب تر دست یافت نهایتاً نتایج نشان دهنده کارایی و بهینه بودن مدل پیشنهادی می باشد.

کلمات کلیدی

پرتفوی هوشمند،الگوریتم مومنتوم، 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

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 بایدصورت پذیرد و داده‌های قیمت سهام همیشه یکی از مهمترین اطلاعات برای سرمایه‌گذاران است.[1] لذا پیشرفت سریع فناوری رایانه باعث‌گردیده که مدیریت حرفه‌ای سرمایه‌گذاری به سرعت متحول شده و سرمایه گذار و یا مدیران سرمایه گذاری 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 سرمایه گذاری و موفق نقش دارند، عبارتند از: پیش بینی قیمت که بیان می‌کند سرمایه گذار 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 می شود.[۴]

سرمایه‌گذاران به دنبال این هستند که در بورس های پیشرفته دنیا و در بازار اوراق بهادار، با هدف افزایش کارایی و رونق سرمایه گذاری، سرمایه خود را به کار بگیرند به طوریکه آن منابع به نحوی کارامد و اثر بخش استفاده شوند.[۱] انتخاب استراتژی سرمایه گذاری 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 قیمت گذاری دارایی های سرمایه ای شارپ(شارپ[۱]، ۱۹۶۴) و (بلک[۲]،۱۹۷۲)، مدل سه عاملی فاما و فرنچ (فاماو فرنچ[۳]، ۱۹۹۳). کارهارت[۴]، مدل چهار عاملی را ارایه 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. تحلیل های تکنیکی، الگوهای روند بازار، عرضه و تقاضای سهام را مورد بررسی قرار داده‌اند(آچیلز[۸]،۲۰۰۰) بطور سنتی رویکردهای بهینه سازی، یا از شاخص‌های تکنیکی(هیرا بایاشی و همکاران[۹]، ۲۰۰۹)، (کازانو[۱۰]،۲۰۱۰) ؛ (کائوسیک[۱۱]، ۲۰۱۲) و یا از

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 شبیه سازی 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 بهره گیری 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 سرمایه گذاری‌ها را بیشنیه 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]) می باشد. در این استراتژی سعی می‌شود که با استفاده از عملکرد گذشته، عملکرد آتی پیش بینی و پرتفوی مناسب برای سرمایه گذاری انتخاب شود. استراتژی مومنتوم شامل حرکت در جهت بازار است و اعتقاد دارد که روندهای گذشته و اخیر در آینده نیز ادامه پیدا خواهدکرد. 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 بهره گیری از همبستگی سریالی موجود در بازدهی اوراق بهادار برای انتخاب گزینه های مناسب برای سرمایه گذاری استفاده می شود، در واقع جزء استثنائات و بی نظمی‌های 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 کِلی[۱۸] خواهد بود. فیلتر کالمن فیلتری است که در بسیاری از علوم و ابزارهای مختلف به کار گرفته می شود، این فیلتر در حوزه وسیعی از کاربردهای مهندسی از رادار گرفته تا رایانه، هدایت موشکی و فضاپیماها استفاده می‌شود و قمرهای

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 کرده اند. آنها و ده‌ها هزار مهندس دیگر بدنبال ان بودند که اولین کسی باشند که فیلتر مطلوب را یافته و ارایه 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 می شود. فیلتر در کلمه به معنای حصول اطلاعاتی از روی اطلاعات موجود است و یک فیلتر کالمن در صورت طراحی مناسب قادر است با اندازه گیری برخی از حالات، سایر حالات را تخمین بزند.[35]

از ویژگی‌های جذاب فیلتر کالمن، محاسبات پیش بینی 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 اندازه گیری منطبق باشد، مسئله تخمین را فیلترینگ گویند.

ب) اگر زمان تخمین، درون داده های اندازه گیری قرار گیرد، مسئله را میانگین‌گیری نامند.

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

الگوی فیلتر کالمن، یک الگوریتم پیش بینی صحیح و مدرن برای استفاده از یک سیستم خطی پویا برای تغییرات رژیم داده ها می باشد.[32]

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

وجید رضا و اشرف[19](۲۰۱۸) معتقدند معرفی استراتژی های هوشمند بتا به سرمایه گذاران 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[20](۲۰۱۶)، نشان دادند که الگوریتم K2 با ریسک‌های بهتر تنظیم‌شده را با توجه به نسبت‌شارپ، افزایش‌بهای‌متوسط بهتر نسبت به ضریب زیان متوسط و احتمال بیشتر موفقیت در مقایسه با معیارهای موجود، در آزمایش‌های خارج از نمونه اندازه گیری می‌کند[20]. هیتاچ و زامبرانو[21](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[22](۲۰۱۵) بیان داشتند که اوراق بهادار بتای هوشمند به طور معمول به یک تنوع برتر نسبت به

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 روش ها 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 پیش بینی قیمت سهام ومقایسه آن با قیمت های 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 پرتفوهای بهینه در مقایسه با سایر الگوریتم های مرسوم عملکرد بهتری داشته و می توان آن را جایگزین این روش‌ها کرد و به نتایج مطلوب‌تری دست‌یافت[۶]. دستوری و همکاران(۱۳۹۷)با پیاده سازی دو مدل الگوریتم معاملات زوجی و الگوریتم معاملات زوجی کنترل کیفیت آماری فازی نشان دادند که الگوریتم اصلاح شده در دوره مشابه سرمایه گذاری توانسته است۵۷,۹۵٪ بازده ایجاد کند در حالی که مدل پایه ۴۶,۱۷٪ بازده را برای سرمایه گذرار 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 پیش بینی شده در مدل کلاسیک و ریسک پیش بینی شده در مدل پایدار با ریسک پیش بینی شده در مدل کلاسیک تفاوت معناداری ندارد. اما با بررسی بازدهی و ریسک پرتفوهای 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 پرتفوهای بهینه شده با روش پایدار کمتر از ریسک پرتفوهای بهینه شده با روش کلاسیک می باشد.ت هرانی 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

داده است. همچنین محققین تایید کردند که معیارهایEROV 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 الگوریتم های 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. الگوریتم های پیشنهادی برای هر گروه از سهم های برگزیده که دارای بیشترین شایستگی در هر عامل هستند اجرا شده و نتایج حاصله با یکدیگر مقایسه می شوند. الگوریتم پیشنهادی، مقدار بهینه را برای هر یک از نسبت های بازدهی و ریسک مشخص می نماید. 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 مدل هایی است که جنبه های 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 روش‌کار 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 درلحظه‌های 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

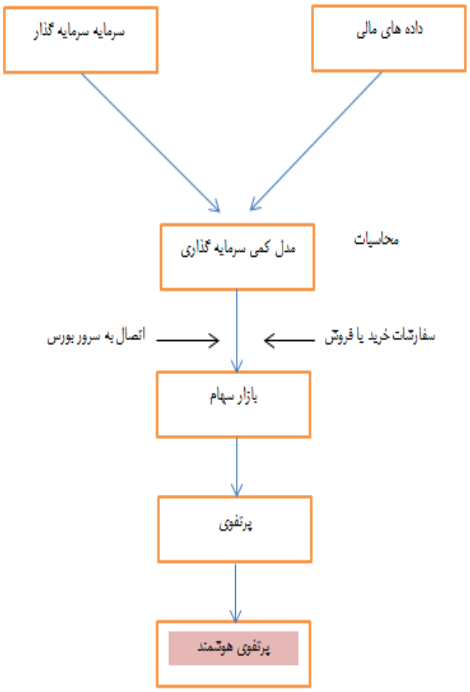
کمی، برای تمرکز بر رویکرد سرمایه گذاری، بدون دخالت در کار مدل‌های دیگر طراحی شده‌اند. سیستم پیشنهادی برای اتخاذ تصمیمات معاملاتی، تلفیقی از روش‌های تکنیکی و بنیادی در انتخاب سهام و تشکیل پرتفولیو می‌باشد. پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم ها با هدف حداکثرسازی بازده پرتفوی تشکیل شده بهینه می‌گردد. ساختار کلی سیستم پیشنهادی به شرح زیر می‌باشد:

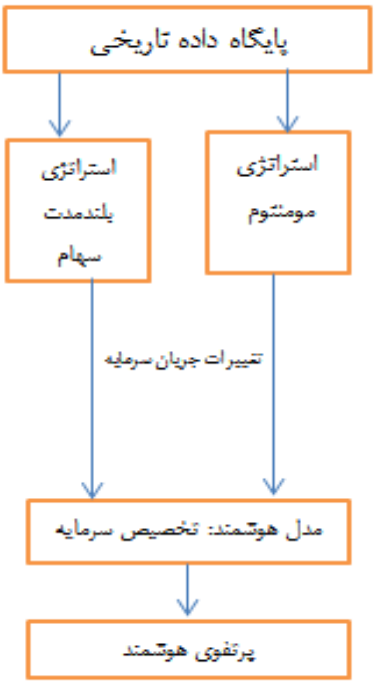
پایگاه داده‌های تاریخی: پایگاه داده شامل داده‌های مالی بصورت سری زمانی از قیمت روزانه بازار می‌باشد که در آن قیمت‌های بالا، پایین و میانگین قیمت‌ها در هر روزکاری از مجموعه داده‌ها را نشان می‌دهد. این داده‌ها مدل‌های کمی سرمایه گذاری را پشتیبانی می‌کند. این پایگاه داده همچنین از تجزیه و تحلیل تمام مدل‌ها و ارزیابی اوراق بهادار به صورت روزانه پشتیبانی می‌کند.

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

مدل هوشمند: مدل هوشمند تخصیص پویای سرمایه است. اگر چه داده‌ها و تجزیه و تحلیل‌ها روزانه به روز می‌شوند، 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 می‌باشد.





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.

$$yt = \beta xt + \varepsilon t$$

ابتدا قبل از اجرای الگوریتم ها، پیش فرض های 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 داده ها نیز آزمون ریشه واحد دیکی فولر و آزمون نرمال بودن داده‌ها بر اساس آزمون جارک برا بررسی و مورد تایید قرار گرفت .

سپس آزمون ناهمسانی واریانس نیز براساس رابطه زیر بررسی که بیانگر رفتار معکوس داده‌هاست و نشان دادکه متغیرها کاملاً تصادفی می‌باشند.

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

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 می کند. 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 محاسبهٔ تخمین‌های بهینهٔ 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 ذخیرهٔ تمام داده‌های قبلی برای به‌دست 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؛ داده های قیمت، مدل واریانس، مشاهدات واریانس و خروجی بازدهی بردار می‌باشد).

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 $Z_t \in R^m$ نشاندهنده بردار مشاهدات هست، H_t ماتریس مشاهدات، A_t ماتریس سیستم است که موقعیت ما را در مرحله بعد پیش بینی می‌کند V_t و W_t مشاهده و ارزش ماتریس کوواریانس از اندازه (p*p) , (m*m) به ترتیب‌هستند. در نهایت‌در الگوریتم بالا ضریب k_t ضریب کالمن هست که بایدطوری‌انتخاب‌شودکه کوواریانس‌خطاحداقل‌شودکه‌دراینصورت‌اندازه‌گیری‌انجام شده قابل اعتماد است.

الگوریتم فیلترکالمن 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 زمانt) 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 در۷۲ 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

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(نرمالیته، مانایی، عدم وجود هم خطی، خودهمبستگی و ...) را اجرا می نمائیم. این آزمونها به عنوان یک شاخص اولیه در مورد پایداری روابط می‌باشند. تجزیه و تحلیل رگرسیون نشان می دهد که بین دو سری زمانی رابطه وجود دارد. باقیمانده از رگرسیون به ما نشان می‌دهد که رابطه می‌تواند به طور بالقوه معکوس باشد. آزمایش Runs این ایده را به ما می‌دهدکه چقدر زمان لازم است تاباقیمانده برگرددوحس همبستگی درباقیمانده را به وجود می‌آورد. ما همچنین با استفاده از VRT ، میانگین برگشت در پراکندگی را بررسی می‌کنیم، که نشانگر اندازه بازه‌زمانی است‌که‌می‌تواند بر روی مدل تمرکز کند. مهمتر از همه ما با استفاده از VRP ، معکوس بازدهی در دامنه‌ها را بررسی می‌کنیم، آستانه نهایی موفقیت یک گسترش است که باید در سبد سهام درج شود.

آزمون‌ها 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 بازده 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 قیمتهای 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 می‌شود. بدین ترتیب که ابتدا در هر ماه براساس معیارهای مبتنی بر ریسک تعدیل شده سهام تمامی شرکت‌های نمونه رتبه‌بندی می‌شود. براساس داده‌های آماری دوره‌های نگهداری، میانگین بازده تجمعی پرتفولیو براساس هر یک از معیارها محاسبه می‌شود 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 می‌گردد. 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.

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 ∈ R.

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

w=moving average window size

IIt=($II_{(1,t)}$, $II_{(2,t)}$, … , $III_{(n,t)}$, where $II_{(i,t)}$=<$C_{(i,t)}$,$P_{(i,t)}$>

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

P_t=($II_{(1,t)}$, $II_{(2,t)}$, … , $III_{(n,t)}$) 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

$C_{(I,0)}$ ← investment / n

$P_{(I,0)}$ ← Buy

End for

For t = 1 to T do

Ct ← rebalance (C_{t-1})

P_t ← P_t-1

For I = 1 to n do

$X_{(i,t)}$ ← get current price

$y_{(i.t)}$ ← KALMAN FILTER(x(i,t) # kalman filter prediction

$z_{(i,t)}$ ← moving average ($y_{(i,t)}$) $\frac{1}{w}\sum_{t-w}^{t} y_{(i.t)}$

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

if $P_{(i,t)}$!=Buy then

$P_{(i,t)}$ ← Buy

End if

Else

If $P_{(i,t)}$= != Sell them

$P_{(i,t)}$ ← sell

End if

End if

End if

End for

الگوی سوم: الگوریتم استراتژی بلند مدت

در استراتژی بلندمدت سهام فقط خرید سهام صورت می گیرد 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 سهام های موجود در نیمه بالایی را خریداری و سپس سهام های نیمه پایین را خریداری می نماییم. 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 بهتربه دست آورند، خریداری می‌کنیم. به عنوان مثال در دوره فعلی در مجموعه داده‌هایی را که حداقل افزایش را داشته‌اند خریداری می‌نمائیم(سرمایه‌گذاری می‌کنیم). به عنوان مثال، اگر ما ۵ نقطه داده در یک گروه داریم یعنی A ، B ، C ، D وE . 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.

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 or stocks and $\varepsilon_{(n.t)} \in R$

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.

IIt=($II_{(1,t)}$, $II_{(2,t)}$, … , $III_{(n,t)}$), where $II_{(i,t)}$=<$C_{(i,t)}$,$P_{(i,t)}$>

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

C(t) is capital value of the portfolio at t.

P_t=($II_{(1,t)}$, $II_{(2,t)}$, … , $III_{(n,t)}$) 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 ε be set of equities iu sector S.

Let e be single equity.

Let £ be set of laggard stocks in a sector.

laggard() is a function that returns [$|\varepsilon|/2$], the worst performing stocks a.t 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 ∈ S do

$£_{(s,t)} \leftarrow$ laggard ($\varepsilon_{(s.t)}$)

For e ∈ ε_s do

Of $P_{(e,t)}$ = Own and e ∉ $£_{(s,t)}$ then

Sell $_{(e)}$

End if

End for

For e ∈ £s do

If $p_{(e,t)}$=Not-own then

Buy $_{(e)}$

End if

End for

End for

End for

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 مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی را بصورت ماهانه محاسبه نموده تا در مدل‌های 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 مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی تخصیص می‌دهد. در این بخش با استفاده از الگوریتم فیلتر کالمن و توابع کلی میزان سرمایه بهینه به مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی اختصاص داده خواهد شد و سپس براساس معیار کِلی تلاش خواهد شد که نسبت شارپ به حدکثر برسد در الگوریتم کِلی نیز از همان مقدار سرمایه اولیه که در سایر الگوریتم‌ها استفاده شده استفاده خواهد شد.

الگوریتم معیار کِلی

معیار کِلی دارای بسیاری از ویژگی‌های مطلوب است اولاً، کِلی 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 می شود، 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 سرمایه‌گذاری باقی می ماند و می تواند خود بازدهی را بدست آورد. ثانیا، از آنجا که کلی در مورد سرمایه گذاری مجدد است یا یک رویکرد چند دوره‌ای است، مهم است که یک سرمایه‌گذار میانگین هندسی را به حداکثر برساند. سوم، زمان پیش‌بینی شده برای رسیدن به ثروت مورد نظر در استفاده از کِلی حداقل است. چهارم ، استراتژی کِلی نزدیک بین است(کوتاه نگر) است، یعنی فقط باید فرصت‌ها و سرمایه‌های فعلی سرمایه‌گذاری در نظر گرفته شود، نه شرایط بعدی. در نهایت، مدل کِلی اجازه می‌دهد تا سرمایه‌گذاران 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 می باشد با استفاده از معادله زیر وزن‌های مطلوب محاسبه شده:

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

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.

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

$II_{(t)}$ is portfolio at current time, , where $II_{(t)} = <C_{(t)}, X_{(t)}>/$

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

$C_{(t)}$ iuvestrneut capital.

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

reallocate() is a function that changes the proportion of capital invested in different QIMs according there weights, $<II_{(t)}, w_{(t)}>$.

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

$W_{(0)} \leftarrow 0$

$P_{(0)} \leftarrow 0$

$for\ t\ =\ 1\ to\ T\ do$

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

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

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

end for

مدل جدید هوشمند

در مدل میانگین معیار کلی از میانگین داده ها استفاده می شود 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 لزوما بهترین برآورد تمایل مرکزی نباشد. تحقیقات قبلی انجام شده بر روی پیش بینی سود نشان داده است که میانگین از نظر عملکرد می تواند تخمین بهتری

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 می‌تواند 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 داده‌ها ثبت خواهد شد و سایر پارامترها یکسان هستند. بازده پرتفوی نیز براساس بازده وزنی مدل‌های 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.

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

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

$C_{(t)}$ iuvestrneut capital.

$II_{(t)}$ is portfolio at current time, , where $II_{(t)} = <C_{(t)}, X_{(t)}>$

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, $<II_{(t)}, w_{(t)}>$.

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

$W_{(0)} \leftarrow 0$

$P_{(0)} \leftarrow 0$

$for\ t = 1\ to\ T\ do$

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

$c_{(t)} \leftarrow reallocate\ (II_{(t-1)}.w_{(t)})$

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

end for

یکی از چالش‌های اساسی در مدل های هوشمند، تغییر رژیم داده ها می باشد 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 می‌خواهداز 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 کِلی سرمایه گذاری کنیم. برای ساختن این الگو از توابع قبلی معیار کلی و فیلترکالمن استفاده می شود. در هر مرحله عملکرد فیلترکالمن پیش‌بینی می‌نماید که آیا مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی بازده منفی یا مثبت خواهند داشت. مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی با پیش‌بین‌های مثبت عدد ۱ و برای پیش‌بینی‌های منفی عدد ۰ محاسبه خواهند شد. که با پیش بینی‌های 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 فیلترکالمن

Algorithm 6 Kelly uith 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 l.

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

$C_{(t)}$ iuvestrneut capital.

$II_{(t)}$ is portfolio at current time, , where $II_{(t)} = <C_{(t)}, X_{(t)}>$

reallocate () is a function that changes the proportion of capital invested in different QIMs according to their weights, $<II_{(t)}, w_{(t)}>$.

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 ← 0

for i = 1 to n do

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

if $BINARY\ KALMAN\ FILTER(price_{(t,i)})\ 1 = 1$ then

$Kelly_{(t,i)} = 0$

end if

sum += $Kellv_{(t,i)}$

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 $(II_{(t-1)}.w_{(t)})$

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

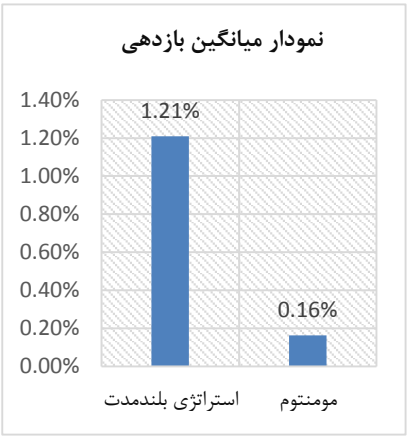
End for

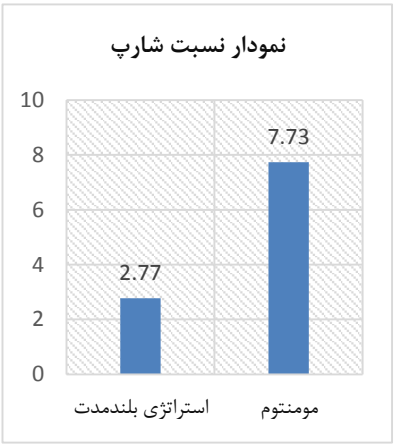
نتایج پارامترها و عملکردهای مدل

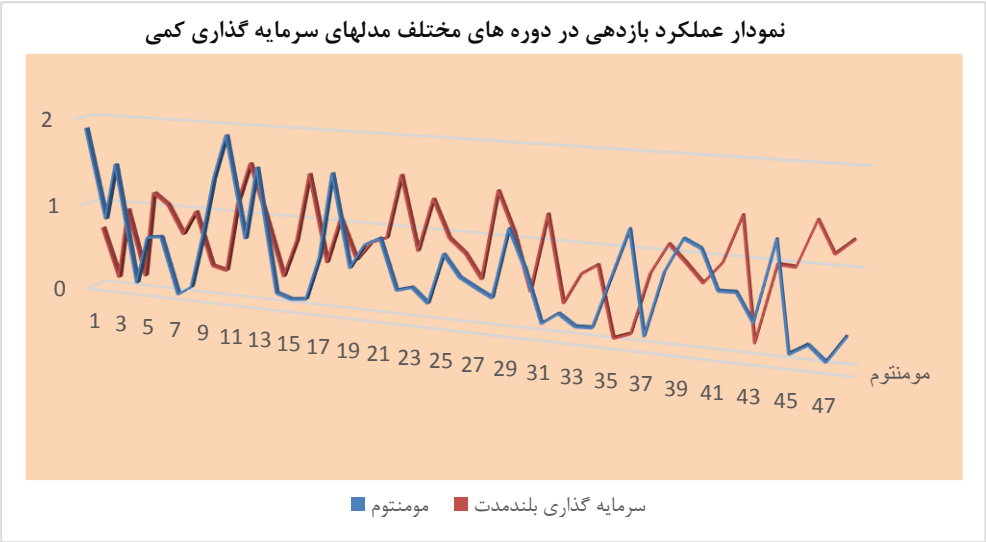
برای ایجاد پرتفوی مالی هوشمند با در نظر گرفتن پارامترهای مربوط به شرکت‌های فعال در میان صنایع مختلف بازار بورس تهران در بازه زمانی ۷۲ ماهه از اول فروردین ماه سال ۱۳۹۲ تا آخر اسفندماه ۱۳۹۷ که ۱۸ شرکت برای انتخاب سبد سهام با استفاده از الگوریتم های فیلترکالمن، الگوریتم روش مومنتوم و استراتژی بلندمدت و در نهایت مدل هوشمند که براساس الگوریتم های توابع کلی، میانگین کلی و معیار کلی با فیلترکالمن می باشد 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 الگوریتم ها در جدول زیر آمده است:

جدول ۱ : عملکرد مدل‌های سرمایه گذاری کمی

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



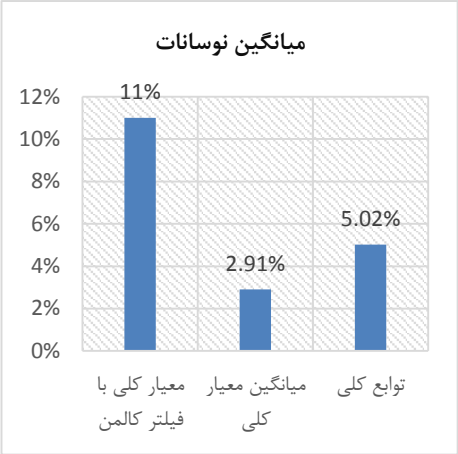


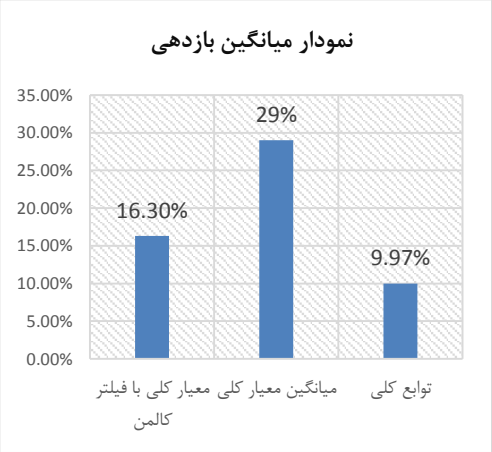


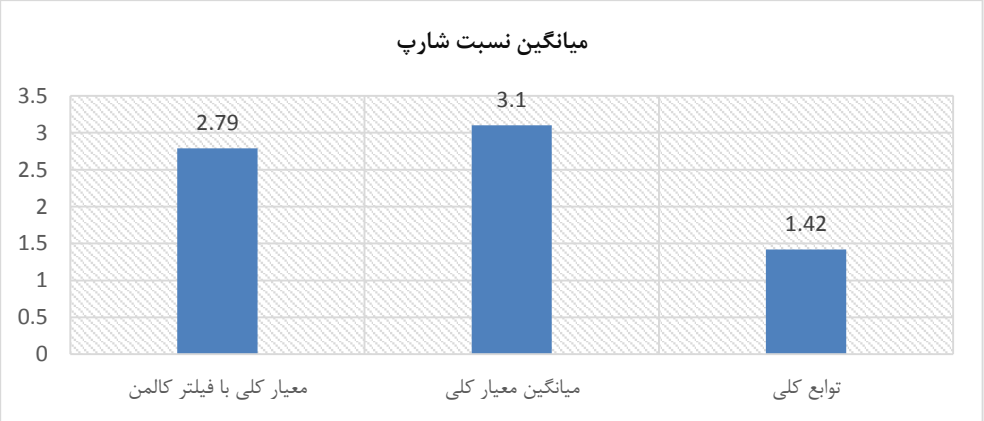
پس از اجرای مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی حال نوبت به مدل‌های هوشمند سرمایه‌گذاری (توابع کِلی، میانگین کِلی و معیار کِلی با فیلتر کالمن) می‌رسد که سرمایه را به مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی اختصاص می‌دهند. نتایج مدل هوشمند بیانگر بازدهی بالاتر نسبت به مدل‌های سرمایه‌گذاری کمی می‌باشد جایی که بهترین نسبت شارپ و بهترین اجرا را در مدل هوشمند کلی مشاهده می‌شود. هنگامی که نسبت شارپ در هر یک از برنامه‌ها تجزیه و تحلیل می‌شود 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 می‌باشد. 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 سرمایه‌گذاری و بازدهی براساس نسبت شارپ و میانگین نوسانات ارایه می‌دهد.

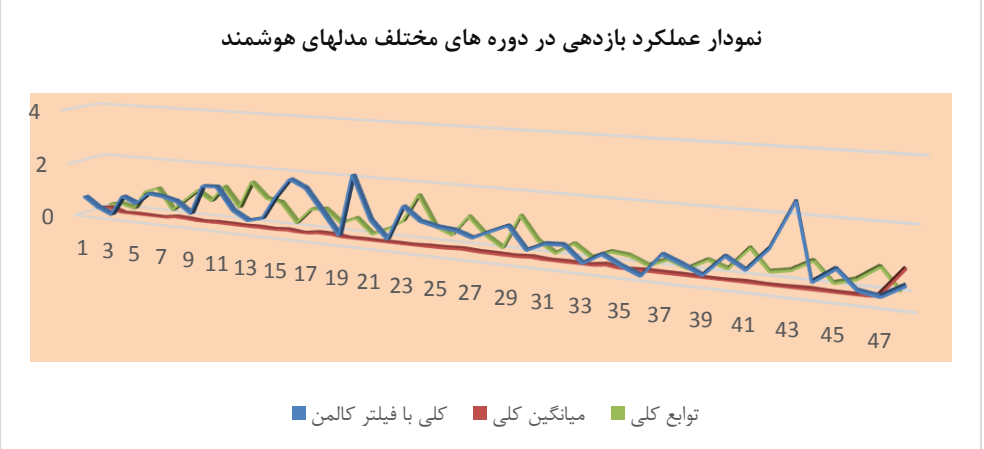
جدول ۲ : عملکرد مدل های هوشمند

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


میانگین نوسانات
12%
10%
8%
6%
4%
2%
0%
11%
2.91%
5.02%
معیار کلی با فیلتر کالمن
میانگین معیار کلی
توابع کلی


نمودار میانگین بازدهی
35.00%
30.00%
25.00%
20.00%
15.00%
10.00%
5.00%
0.00%
16.30%
29%
9.97%
معیار کلی با فیلتر کالمن
میانگین معیار کلی
توابع کلی


میانگین نسبت شارپ
3.5
3
2.5
2
1.5
1
0.5
0
2.79
3.1
1.42
معیار کلی با فیلتر کالمن
میانگین معیار کلی
توابع کلی


نمودار عملکرد بازدهی در دوره های مختلف مدلهای هوشمند
4
2
0
1 3 5 7 9 11 13 15 17 19 21 23 25 27 29 31 33 35 37 39 41 43 45 47
کلی با فیلتر کالمن
میانگین کلی
توابع کلی

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 می باشد در نهایت مدل‌های هوشمند با افزایش بازدهی در کنار حداقل‌سازی ریسک بهترین و کاراترین مدل‌های پیشنهادی می‌باشند.

برای آزمون پس آزمایی مدل ها 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 پیش‌بینی‌شده θ 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 مربعات ریشهٔ 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 پیش بینی بالاتری دارد.

بحث و نتیجه گیری

در این پژوهش، سعی شده است تا ضمن ارایه یک مدل ابتکاری جهت ارایه مدلی برای ایجاد پرتفوی مالی هوشمند در بازار بورس اوراق بهادار تهران و تشکیل پرتفوی بهینه با استفاده از الگوی فیلترکالمن 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 سرمایه گذاری 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 بهره‌گرفته‌شد. 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

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 ۹۹درصد 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 درمدل پیشنهادی(الگوریتم‌های هوشمند کلی)، نسبت به بقیه مدل‌ها هموارتر و کاراتر و بهتر بوده است. بطوری‌که 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 حوزه های مرتبط با موضوع این تحقیق هستند پیشنهاد می ود 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 سرمایه‌ای
- ✓ تقسیم بندی بازار به صنایع و انجام مقایسه‌های بین صنایع مختلف.
- ✓ استفاده از نمونه آماری بزرگتر و غیره.

منابع

۱) آقایی فر، نگار؛ محمدپور زرندی، محمد ابراهیم؛ (۱۳۹۸)، استفاده از الگوریتم ترکیبی سری‌های زمانی فازی برای پیش بینی قیمت سهام و مقایسه آن با قیمت‌های سهام محاسبه شده با الگوریتم نسبت طلایی در شرکت‌های پذیرفته شده بورس تهران، فصلنامه‌مهندسی‌مالی‌ومدیریت اوراق بهادار، شماره ۳۶.

۲) امیری، مقصود؛ حدادیان، حمیدرضا؛ زندیه، مصطفی؛ رئیس زاده، 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 سبک های سرمایه گذاری و تشکیل پرتفوی بهینه با استفاده از شاخص های تکنیکی و نسبت های بنیادی، فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه گذاری، سال ششم، شماره ۲۱، بهار ۱۳۹۶.

۴) تهرانی،رضا، عسگر نوربخش، مدیریت سرمایه گذاری، چالز پی جونز، نگاه دانش، ۱۳۸۸.

۵) تهرانی، رضا؛ هندیجانی زاده، محمد؛ نوروزیان لکوان، عیسی(۱۳۹۳)، ارائه رویکردی جدید برای مدیریت فعال پرتفوی وانجام معاملات هوشمند سهام با تاکید بر نگرش انتخاب ویژگی، فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه گذاری، سال چهارم، شماره سیزدهم.

۶) تهرانی، رضا؛ فلاح تفتی، سیما, آصفی، سپهر(۱۳۹۷)، بهینه سازی سبدسهام به کمک الگوریتم فراابتکاری دسته های 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 تعیین کننده های تورم:مدل های فضا – حالت، فصلنامه مدلسازی اقتصادی، سال نهم، شماره ۲ پیاپی، ۳۰، صص ۲۵-۴۶.

۹) جمشیدی عینی، عصمت و خالورزاده، حمید(۱۳۹۵)؛ بررسی روش های 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.

۱۰) دستوری، مجتبی، فلاحپور، 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 ful_llment 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.

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

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