فصلنامـه اقتصاد مالی
دورهٔ ۱۸ / شمارهٔ ۳ (پیاپی ٦٨)/ پائیز ۱٤۰۳
صفحه ۲٤۱ تا ۲٦۰

تحلیل معاملات سهام با استفاده از الگوهای شمعدان فازی بهبود یافته با روش‌های فراابتکاری مبتنی بر ذره

حسن کلانتری درونکلا [۱]
ایمان داداشی ✉ [۲]
حمیدرضا غلام نیا روشن [۳]
کاوه آذین فر [۴]

تاریخ دریافت: ۱٤۰۳/۰٤/۱۲ تاریخ پذیرش: ۱٤۰۳/۰٦/۱۹

چکیده

امروزه با توجه به نوسانات اقتصادی، بحث پیش بینی قیمت سهام و ریسک سرمایه گذاری از اهمیت ویژه ای برای معامله گران سهام برخوردار است. اخیرا از روش منطق فازی به منظور پویا سازی الگوهای کندل استیک با کاربرد در تحلیل معاملات سهام و پیش بینی ریسک سرمایه گذاری معاملات سهام استفاده شده است که دارای چالش حساسیت به تعداد نمونه معاملات غیر مفید و تنظیم غیر بهینه توابع عضویت فازی الگوهای کندل استیک میباشد. در این مقاله پیشنهاد بکارگیری روش رگرسیون مبتنی بر تابع پایه شعاعی به عنوان گام پیش پردازش برای کاهش نمونه معاملات کم اهمیت در پیش بینی ریسک سرمایه گذاری و روش بهینه سازی مبتنی بر ذره برای تنظیم بهینه مقادیر توابع عضویت فازی الگوهای کندل استیک مطرح میشود. روش مبتنی بر ذره کرم شب تاب و جایا قادر به بهینه سازی توابع عضویت فازی با قدرت بالایی میباشد. نتایج حاصل از روش پیشنهادی بر روی سهام شرکت های بزرگ بورس ایران حاکی از راندمان مناسب روش پیشنهادی میباشد.

واژه‌های کلیدی: تحلیل معاملات سهام، مبتنی بر ذره، کرم شب تاب، جایا، رگرسیون با تابع پایه شعاعی .
طبقه بندی JEL : C31, C21

۱.گروه حسابداری، واحد بابل، دانشگاه ازاد اسلامی ، مازندران، ایران .kalantari.hasan@yahoo.com
۲ استادیار گروه حسابداری، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه قم، قم، ایران (نویسنده مسئول)iman.dadashi.phd@gmail.com
۳ گروه حسابداری ،واحد بابل، دانشگاه ازاد اسلامی، بابل ،ایران.hamid_r_2057@yahoo.com
۴ گروه حسابداری ،واحد بابل، دانشگاه ازاد اسلامی، بابل ،ایران.azinfarbabol@yahoo.com

نوع مقاله: علمی پژوهشی
Eci@iauctb.ac.ir
Creative Commons – Attribution 4.0 International – CC BY 4.0
Creativecommons.org

۱- مقدمه

معاملات سهام، یکی از پیشرفته ترین بازارهای مالی در جهان است. امروزه با توجه به نوسانات اقتصادی، بحث پیش بینی قیمت سهام و ریسک سرمایه گذاری اهمیت ویژه ای برای معامله گران سهام پیدا میکند. معامله نیازمند دانش، تحلیل کامل بازار و تجربه بسیار است. امروزه بازارها، متغیرها، اندیکاتورها و الگوهای بسیاری وجود دارد که باید در کوتاه ترین زمان ممکن قبل از تصمیم گیری مالی تحلیل شوند. امروزه محققان علاقه مند به پیش بینی قیمت سهام و ریسک سرمایه گذاری با استفاده از روشهای هوشمند هستند. اخیرا در جدیدترین تحقیقات تمرکز بیشتر مققان بر روی استفاده از روشهای هوشمندی همچون منطق فازی، شبکه عصبی، الگوریتم های فراابتکاری، روشهای هوشمند مبتنی بر تکنیک های آماری، تکنیک های هوشمند داده کاوی از جمله طبقه بندی، خوشه بندی، تحلیل رگرسیون میباشد(Naranjo, Arroyo, and Santos 2018). علی رغم مدرن بودن و دقت مناسب راهکار های ارائه شده تاکنون، دارای چالشهایی از جمله حساسیت به نمونه های آموزشی کم اهمیت یا غیر مفید و عدم تنظیم بهینه برخی پارامترها میباشد. از اینرو ارائه روشی که بتواند حداقل یکی از عیب های اشاره شده را رفع نماید و منجر به بهبود روشهای قبلی از نظر دقت و راندمان یا زمان اجرا گردد، موجب فعالیت بیشتر و در عین حال با ریسک کمتر معامله گران در بازار سهام میگردد. بنابراین معامله گر با داشتن یک سیستم پشتیبان هوشمند با کارایی بالا میتواند با دغدغه کمتر و در فضای ایمن و با ریسک کمتری به سرمایه گذاری بر روی معاملات در بازار سهام بپردازد.

۲- پیشینه نظری

یکی از چالش های مهم در بازار بورس، معامله در بازارهای سهام میباشد، از جمله مواردی که موجب چالش برانگیر بودن این عرصه میشوند، عبارت انداز : ماهیت اطلاعاتی که در معامله رد بلد میشوند، پیچیدگی کار با معاملات بطوریکه در این بازار هزاران فرد با یکدیگر در محاوره بوده تحت تاثیرپارامترهای اقتصادی، اجتماعی و سیاسی بین المللی و ملی قرار میگیرند. تاکنون روشهای مبتنی بر هوش محاسباتی بسیاری برای تولید و توسعه سیستم های تجارت هوشمند (سیستم معامله) ارائه شده اند، از جمله مشهورترین این روشها عبارت اند از الگوریتم های ژنتیک، شبکه های عصبی، منطق فازی و داده کاوی(Naranjo, Arroyo, and Santos 2018) .

محقق وّنستون[1] و همکاران راهبردی با استفاده از شبکه های عصبی هوشند برای طراحی و تست سیستم های معامله در بازار سهام ارائه دادند. پروسه روش آنها عبارت اند از: فرایند انتخاب متغیرهای ورودی (شاخص های سهام در هر معامله)، طراحی شبکه های عصبی مبتنی بر تابع فعالیت سیگموید برای انجم معامله و تصمیم گیری برای ریسک سرمایه گذاری در خروجی فرایند که اینکار با استفاده از الگوریتم پس انتشار که از گردیان نرژلی برای سعی و خطا و رسیدن به خروجی مناسب انجام میگردد(Vanstone and Finnie 2010).

[1] . BruceVanstone

در تحقیقات بسیاری از منطق فازی به منظور تحلیل فنی بازار سهام پیشنهاد شده است که در اکثر روشهای ارائه شده، شاخص (اندیکاتورهای) مالی به ورودی های جدیدی که فازی شده اند، نگاشت داده میشود و از قوانین فازی در جهت تولید توصیه های معاملاتی استفاده میشود. نمونه هایی از معامله و کنترل قیمت در سیستم معاملات سهام به روش فازی در کار محقق عبدالباقی یافت میشود (Abdolbaghi Ataabadi, Davoodi, and Salimi Bani 2019).

بکارگیری روشهای هیبریدی همانند فازی عصبی نیز اخیرا مورد توجه قرار گرفته است. برای نمونه میتوان به کار محقق فرنالدو گارسیا[1] برای پیش بینی قیمت سهام در المان و محمد آلالایا[2] اشاره نمود(Alalaya, Al Rawashdeh, and Alkhateb 2018; Arévalo et al. 2017).

محقق محمد زوبیر اصغر[3] به پیش بینی ریسک سرمایه گذاری بر روی معاملات سهام و پیش بینی قیمت روند سهام در دوره های بعدی پرداختند. روش مورد استفاده انها، تحلیل رگرسیون چندگانه بود. رگرسیون ساده دارای مشکل وابستگی به متغیرهای مستقل، حساسیت به مقادیر متغیرهای پیوسته و عدم اندازه گیری دقیق آن میباشد. اخیرا در جدیدترین تحقیقات به منظور رفع حساسیت های روش معمول رگرسیون از روش رگرسیون وزن دار شده با هسته گوسی در جهت بهبود رگرسیون بهره گرفته شده است که آن نیز دارای مشکل رای گیری از همسایگی با کاربرد در بازده سهام استفاده شده است. روش رگرسیون وزن دار شده مبتنی بر هسته گوسی از استخراج فواصل همسایگی برای وزن دار نمودن هر نمونه داده مستقل بهره میگیرد بطوریکه انتخاب اشتباه همسایگی در اهمیت وزن هر نمونه داده تاثیر گذاشته و ممکن است برخی از شاخصه های مهم با وزن با اهمیت کمتری مشخص شوند که این مشکل طبعا در تحلیل وابستگی میان متغیرها تاثیرگذار میباشد. از طرفی، با توجه به توزیع پیچیده و پراکندگی غیر یکنواخت داده ها، استفاده از وزن یکسان یا برای یک ویژگی داده (شاخص) در کل مجموعه داده، به اندازه کافی کارآمد نیست. به عبارت دیگر، ممکن است وزن بهینه یک ویژگی در بخشی از مجموعه داده معاملات با بخش دیگر مجموعه داده ها یکسان نباشد. شبکه عصبی روشی هوشمند است که براساس وزنها و بایاسها به تحلیل ویژگی های داده پرداخته و مشکل یکسان فرض نمودن ویژگی های داده را حل نموده و با مشکل تعیین وزن نامناسب برای هر ویژگی داده برخورد میکند. روش شبکه عصبی نوعی روش مبتنی بر نمونه تلقی میشود، یعنی تصمیم گیری و پیش بینی نتیجه برای هر نمونه داده متکی بر تحلیل ویژگی های مربوط به نمونه های دیگر میباشد(Asghar et al. 2019).

محقق ژی لیو[4] الگوهای کندلی را با استفاده از روش توسعه یافته ای را که در آن از سری های زمانی فازی کردند در جهت تحلیل پیش بینی قیمت پایانی بعدی معامله در سهام استفاده شده است را پیشنهاد دادند، خروجی سیستم تصمیم گیری آنها متغیری فازی بود که نشان دهنده قیمت پایانی معامله بود. روش پیشنهادی آنها دارای سه مرحله پس پردازش، فازی سازی و شبکه عصبی پس انتشار بود. ابتدا با استفاده از روش خوشه بندی به گروه

[1] . Fernando GARCÍA
[2] . Mohammad M. Alalaya
[3] . Muhammad Zubair Asghar
[4] . Zhi Liu

بندی معاملات مشابه باهم پرداخته میشود سپس الگوهای مربوط به سهام مشابه در هر گروه به روش فازی مرتبه دوم به ورودی فازی نگاشت داده میشوند و پس از آن در مرحله تصمیم گیری از شبکه عصبی پس انتشار برای تنظیم متغیرهای فازی و تشکیل قوانین بهینه استفاده میشود. از جمله عیب های این روش بکارگیری خوشه بندی در گام اول میباشد، چه بسا که اگر روش خوشه بندی در بخش تصمیم گیری سیستم فازی برای تشکیل قوانین در فاز تصمیم گیری بکار میرفت میتوانست اهمیت هر معامله در سهام را دقیقتر مشخص نموده و راندمان تشخیص قیمت و بازده سهام را بالا ببرد(Liu and Zhang 2019).

محقق تینتینگ چن[1] به منظور کاهش ریسک سرمایه گذاری معاملات سهام، روشی هوشمند مبتنی بر الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر ازدحام سوسک را پیشنهاد دادند. آنها موقعیت هر راه حل (هر سوسک) را معادل با تعداد ویژگی های مورد استفاده در هر معامله قرار دادند. روش آنها در مقایسه با ژنتیک دارای عملکرد بهتری است. همچنین در مقایسه با روش بهینه سازی ازدحام ذرات و جستجوی مبتنی بر شاخکهای (آنتن) سوسک عملکرد مناسبی ندارد. اگرچه ساختار اصلی الگوریتم مبتنی بر ازدحام سوسک، از روش بهینه سازی ازدحام ذرات استاندارد برگرفته شده است اما قوانین بروزرسانی موقعیت راه حلها برگرفته از روش مبتنی بر شاخکهای سوسک میباشد که به دلیل فاز کشف ضعیف ممکن است در اواسط تکرار به همگرایی محلی گرفتار شود و از راندمان مسئله کاسته شود و بدین ترتیب روش مبتنی بر ازدحام ذرات در مواردی که تعداد الگوهای مورد بررسی زیاد باشد با دقت عملکرد پایینی در پیش بینی مقدار ریسک سرمایه گذاری در معاملات سهام مواجه میشود(Chen, Zhu, and Teng 2018).

هوپینگ ژانگ روشی نوین مبتنی بر بهینه سازی ازدحام ذرات برای کنترل و بهینه سازی ریسک سرمایه گذاری در بازار سهام ارائه داد. موقعیت هر راه حل در بهینه سازی ازدحام ذرات معادل با و تابع هدف معادل با پرتفولیوی تصمیمات سرمایه گذاری در جهت کاهش ریسک سرمایه گذاری میباشد. پرتفولیوی سرمایه گذاری براساس واربانس توالی بازده سهام در ادوار معامله ای گذشته محاسبه شده است(Zhang 2020).

محقق جین جانگ[2] به طراحی سیستم کمک یار معامله گر سهام پرداختند که سیستم پیشنهادی آنها به منظور یاری رساندن به سرمایه گذاران سهام (خریداران سهام) در جهت تعیین میزان و نوع استراتژی های مهم از جمله شروع نرخ سود، مبلغ معامله درخواستی به نوعی که تاثیری موفقی در موافقت با درخواست معامله شان داشته باشد را ارائه نمودند. روش پیشنهادی آنها تاثیر بسزایی در موافقت با معامله درخواستی (سهم درخواستی) سرمایه گذاران سهام در لیست درخواست معامله داشت(*Zhang et al. 2018*).

روش محقق جین مشابه با رگرسیون محقق جو شنگ چو[3] میباشد اما دارای چالش حساسیت به تعداد سوابق جستجو شده میباشد، یعنی اگر تعداد نمونه های آموزشی یا همان سهام های مباده شده مشابه (معامله های مشابه) کمی در نتیجه جستجو بدست اید، انگاه پاسخ، راندمان پایینی را حاصل نموده و قادر به پیش بینی با دقت

[1] . Tingting Chen
[2] . JingZhang
[3] . Jui-Sheng Chou

بالایی برای پیشبینی پرداخت سود سهام خریداری شده توسط سرمایه گذار نیست. اما در روش محقق جین، بجای شناسایی سوابق معامله های مشابه (معامله های گذشته ای (سهام های خریداری شده در گذشته توسط سرمایه گذاران) که مشابه با معامله درخواستی (سهام درخواستی سرمایه گذار) میباشد) از روش مبتنی بر نمونه استفاده شده است که در آن، از تمام سوابق، یعنی تمام معامله های گذشته (سهام خریداری شده توسط سرمایه گذاران در گذشته) بهره گرفت میشود و وزنها را از طریق روش مبتنی بر رگرسیون هسته ای بهینه میکند(*Chou and Nguyen 2018*).

از جمله کارهای دیگر درحیطه پیش بینی قیمت سهام و تصمیم گیری برای سرمایه گذاری معاملات سهام میتوان به کار محقق کرنیان[1] اشاره کرد که سیستم توصیه گر هوشمندی را طراحی نموند که به واسطه آن به خریداران سهام توصیه هایی در جهت موافقت فروشندگان سهام با درخواستشان می شد(*Kurniawan et al. 2018*).

۳- روش پژوهش

اخیرا تحلیل معاملات سهام با استفاده از منطق فازی مورد توجه محققان واقع شده است. از انجایی که روشهای بر پایه هوش محاسباتی معمولا دارای دو مرحله مهم مجموعه آموزشی و مجموعه تست هستند، بکارگیری نمونه داده های بسیار زیاد میتواند به زمان محاسباتی بسیار زیادی اجرا خصوصا در حالت استفاده از منطق فازی بیانجامد. از انجایی که در رویکرد فازی، داده های ورودی کندل استیک ها با استفاده از توابع عضویت مختلفی فازی می شوند، هر نمونه داده آموزشی که نشان دهنده یک سهم معامله شده در بازار سهام میباشد، با عبور از سیستم معامله مبتنی بر منطق فازی باید به مجموعه های فازی نگاشت داده شوند، از اینرو در صورتیکه تعداد متغیرهای فازی شده و تعداد توابع عضویت های در نظر گرفته برای هر یک از متغیرها، زیاد باشد، هر نمونه داده آموزشی باید از پروسه نگاشت داده های وردی الگوهای کندل استیک به متغیرهای با توابع عضویت مختلف عبور داده شود، که در این صورت اگر تعداد نمونه های آموزشی بسیار باشد، با مشکل نفرین ابعاد مواجه میشود و در نتیجه شاهد نزول بیش از حد زمان اجرای برنامه خصوصا در مرحله اموزش روش مبتنی بر فازی میباشد. یکی از راه های رایج برای چنین روشی بکارگیری گام پیش پردازش در جهت کاهش نمونه های داده در بخش آموزشی سیستم معامله مبتنی بر فازی میباشد، اکثر سیستم های معاملات هوشمند مبتنی بر فازی ارائه شده تاکنون فاقد گام های پیش پردازش مهم در جهت کاهش نمونه های داده زائد و نامفید میباشند. پیشگیری از نمونه داده های نامفید در مرحله پیشبینی و به عبارتی انتخاب نمونه داده های (هر سهم معامله در بازار سهام) صرفا مفید میتواند نقش مهمی در کاهش زمان اجرای مجموعه آموزشی بعلاوه افزایش دقت عملکرد پیش بینی در سیستم معامله مبتنی بر فازی داشته باشد. از اینرو ارائه روشی به عنوان گام پیش پردازش در جهت انتخاب و ورود الگوهای کندلی مربوط به معاملات مهم و صرفا مفید (هر سهم در یک شرکت یا همان بازار سهام) به سیستم آموزشی مبتنی بر منطق فازی میتواند در کاهش زمان اجرا، کاهش تصمیمات زائد در فاز تصمیم گیری و افزایش دقت پیش بینی در سیستم

[1] . Kurniawan

تصمیمات سرمایه گذاری بسیار مفید واقع شود. از اینرو در این بخش سیستم معاملات هوشمند مبتنی بر منطق فازی بهینه شده با روش متاهیوریستیک جایا و مجهز به گام پیش پردازشی کاهش نمونه های داده آموزشی توسط رگرسیون با تابع پایه شعاعی با کاربرد در پیش بینی قیمت سهام و ریسک سرمایه گذاری در معاملات سهام ارائه میگردد. بنابراین روش پیشنهادی دارای دو مرحله از جمله گام پیش پردازش، بهینه سازی توابع عضویت در سیستم فازی معامله سهام در جهت پیش بینی ریسک سرمایه گذاری معاملات میباشد که در ادامه شرح داده شده است.

۳-۱- گام پیش پردازش حذف نمونه های آموزشی کم اهمیت با روش رگرسیون با تابع پایه شعاعی

روش رگرسیون یکی از تکنیک های آماری برای بررسی روابط غیر خطی میباشد که در کابردهای مالی همانند اندازه گیری های غیرپارامتری، روابط غیر خطی بین نرخ سود بین المللی واقعی و فرایندهای انتشار متغیر با زمان برای پیش بینی خسارات مالی رایج شده است(*Asghar et al. 2019*). در این مقاله از روش رگرسیون مبتنی بر تابع پایه شعاعی به عنوان گام پیش پردازشی در جهت انتخاب نمونه داده های آموزشی مهم و حدف نمونه های آموزشی کم اهمیت استفاده میشود، گام پیش پردازش پیشنهادی ابتدا به تحلیل کل نمونه داده های آموزشی (معاملات سهام در ادوار گذشته) پرداخته و در خروجی اهمیت هر یک از نمونه داده ها را برای سرمایه گذاران شخصی در معاملات سهام مشخص میکند، بطوریکه نمونه داده هایی (معامله ای) که اهمیت بیشتری به خود گرفته دارای اولویت بیشتری میباشند و صرفا نمونه داده های با اهمیت بالا به سیستم معامله هوشمند مبتنی بر منطق فازی در بخش ۳-۲ ورود پیدا میکنند.

برای بهینه سازی مسئله سرمایه میتوان از پروسه پیش بینی نرخ سود و ریسک سرمایه گذاری بر روی هر معامله بهره گرفت. برای معامله i (یعنی نمونه تست (نمونه جدید یا معامله جدید)) براساس معامله های گذشته و نرخ سود مشاهده شده $g_j(j = 1,2,..,n)$ میتوان مستقیما به پیش بینی نرخ بازده سهام μ_i پرداخت. برای این منظور میتوان از میانگین وزن دار شده عملکرد معامله های گذشته به شکل زیر استفاده نمود.

$$\mu_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} g_j \qquad (1)$$

بطوریکه w_{ij} وزن معامله j ام برای پیش بینی پرداخت نرخ سود معامله i میباشد. راه حل پیشنهادی مقاله برای تعیین وزنهای بهینه استفاده از رگرسیون مبتنی بر تابع پایه شعاعی میباشد. استفاده از میانگین وزن دار شده عملکرد معامله های مشابه در جهت پیش بینی نرخ پرداخت بهره معامله جدید، روشی مستقیم میباشد اما برای ارزیابی ریسک سرمایه گذاری بر روی معامله جدید (i) از واریانس وزن دار شده یعنی σ_i^2 در میان اعضای رای دهنده مطابق با فرمول زیر استفاده میشود.

$$\sigma_i^2 = \sum_{j=1}^{n} w_{ij}(g_j - \mu_i) \qquad (2)$$

بطوریکه μ_i میانگین وزن دار شده در معادله۱ و w_{ij} وزن معامله j ام (وزن معامله های گذشته) میباشد. از آنجا که معامله کم ریسک تمایل به بهره پایدار دارد، واضح است که تغییر نرخ سود در بین اعضای رأی دهنده را میتوان به عنوان یک شاخص ریسک در نظرگرفت.

معامله های مشابه تر (نزدیک تر) دارای وزن بیشتر درحالیکه نمونه های کم شباهت تر ، وزن کمتری را دارا هستند. برای ارزیابی معامله، مجاورت بین نمونه ها عمدتا با احتمال نکولشان (عدم برگشت معامله) گره خورده است. در این خصوص، فاصله احتمال نکول بین معامله i و j را به صورت زیر تعریف می شود :

$$d_{ij} = |pt_i - pt_j| \quad (3)$$

بطوریکه pt_i, pt_j به ترتیب احتمال نکول سهم i و j میباشد. فاصله بیشتر میان احتمالهای نکول موجب وزن کمتر (w_{ij}) برای معامله خواهد شد.

برای مدلسازی بازده سهام ریسک سرمایه گذاری بر روی معاملات با استفاده از رگرسیون مبتنی بر تابع پایه شعاعی از فرمول زیر و تعمیم آن به فرمول بازده سهام در و ریسک سهام در استفاده میشود.

$$\mathrm{K}(u) = e^{-\frac{1}{2}u^2} \quad (4)$$

بطوریکه $\mathrm{K}(.)$ تابع هسته از نوع تابع پایه شعاعی میباشد. در روش مدلسازی ریسک سرمایه گذاری مبتنی بر نمونه، احتمال نکول سهم i، pt_j به عنوان متغیر پیش بینی کننده عمل می کند نرخ سود معامله j، pt_j به عنوان متغیر پاسخ در نظر گرفته میشود. بنابراین با جایگذاری فرمول تابع پایه شعاعی و متغیر پیش بینی و پاسخ در معادله۴ میتوان معادله تخمین نرخ سود معامله در فرمول ۱ را به صورت زیر بازنویسی کرد :

$$\mu_i = \frac{\sum_{j=1}^{n} \mathrm{K}\left(\frac{x-x_j}{h}\right) y_j}{\sum_{j=1}^{n} \mathrm{K}\left(\frac{x-x_j}{h}\right)} = \frac{\sum_{j=1}^{n} \mathrm{K}\left(\frac{pt_i-pt_j}{h}\right) g_j}{\sum_{j=1}^{n} \mathrm{K}\left(\frac{pt_i-pt_j}{h}\right)} \quad (5)$$

بطوریکه μ_i، g_j، pt_i و pt_j به ترتیب بیانگر میانگین وزن دار شده نرخ سود در نمونه داده های مشاهده شده (آموزشی)، نرخ سود مشاهده شده، احتمال نکول معامله i و احتمال نکول معامله j میباشد. یک مدل رگرسیون هسته مناسب نیازمند تعیین پهنای باند h مناسبی میباشد که معمولا بهینه سازی پهنای باند براساس نمونه های آموزشی صورت میگیرد. این پارامتر از طریق آزمون سعی و خطا محاسبه میشود.

بخاطراینکه از هسته با تابع پایه شعاعی استفاده شده است، σ انحراف معیار متغیر پیش بینی (یعنی احتمال نکول) میباشد. در ادامه تصمیمات سرمایه گذاری در سهام به عنوان مسئله انتخاب پرتفولیوی مجهز به قید در نظر گرفته میشود. با استفاده از تئوری پرتفولیو محقق مارکویتز در سال ۱۹۹۱، مسئله پرتفولیوی سرمایه برای کمینه کردن ریسک سرمایه گذاری معاملات به صورت زیر مدل میشود:

$$\sum_{i=1}^{l} \lambda_i^2 \sigma_i^2; \quad (6)$$

متغیر بهینه سازی λ_i نشان دهنده نسبت بهینه میزان سرمایه اختصاص یافته بر روی معامله i ام میباشد. خروجی این مرحله تعیین اهمیت هر یک از معاملات در ادوار تجاری در جهت پیش بینی ریسک سرمایه گذاری معاملات در سهام میباشد. ما از خروجی این قسمت در جهت ورودی به سیستم معامله هوشمند مبتنی بر فازی استفاده خواهیم کرد. در این مرحله صرفا آن دسته از سهم هایی که مهم تشخیص داده شده اند به عنوان مجموعه های آموزشی در سیستم معامله هوشمند مبتنی بر منطق فازی بکار میرود، به عبارت دیگر در سیستم تصمیات سرمایه گذاری معاملات مبتنی بر منطق فازی صرفا آن دسته از معاملات مهم در ادوار تجاری گذشته که در مرحله پیش پردازش با اهمیت بیشتری در پیش بینی ریسک سرمایه گذاری تشخیص داده شده اند، به عنوان مجموعه داده آموزشی مورد استفاده قرار میگیرند.

۳-۲- سیستم تصمیم گیری معاملات سهام مبتنی بر منطق فازی بهبود یافته با متاهیوریستیک جایا

در سیستم معاملات مبتنی بر منطق فازی بهبود یافته پیشنهادی از الگوی ماروبزو استفاده شده است. در این سیستم، ابتدا سیستم فازی الگوی ماربوزو بگونه ای طراحی میگردد که تابع عضویت فازی پارامترهای الگوی ماروبزو با استفاده از تکنیک متاهیوریستیک جایا بهینه گردد سپس مراحل تصمیم گیری با استفاده از تشکیل قوانین فازی و سپس محاسبه خروجی سیستم فازی انجام میگردد.

۳-۲-۱- فازی سازی ورودی ها

از انجایی که هر سیستم فازی دارای ورودی هایی است، سیستم فازی مربوط به الگوی ماروبزو، از پارامترهای سایه پایینی، بالایی، شکاف و بدنه کندل استیک برای طراحی ورودی هایش استفاده می کند. علت این نوع انتخاب در وابستگی الگوی ماروبزو به اندازه شکاف میان کندل استیک های ماروبزو سفید یا سیاه روز اول و روز بعدی میباشد. در واقع هرچه شکاف میان کندل استیک های روز اول و بعد بیشتر باشد، این الگو عملکرد مناسب تری خواهد داشت. بنابراین پس از استخراج نمونه سهام های مفید به پویاسازی الگوهای کندل استیک سهام مربوطه به هر نمونه سهام مفید در بخش مجموعه آموزشی پرداخته میشود. فرمول متغیرهای فازی از کار محقق نارانجو برگرفته شده است(Naranjo and Santos 2016) . فرمول هر یک از مولفه های بدنه، سایه بالایی و پایینی $L_{upper}(t), L_{lower}(t), L_{body}(t)$ به شرح زیر است :

$$L_{upper}(t) = 100. \frac{high(t) - \max\big(open(t).close(t)\big)}{open(t)} \quad (7)$$

$$L_{lower}(t) = 100. \frac{\min\big(open(t).close(t)\big) - low(t)}{open(t)} \quad (8)$$

$$L_{body}(t) = 100. \frac{close(t) - open(t)}{open(t)} \quad (9)$$

علاوه بر فازی سازی اجزای الگو، پارامتر دیگری از جمله اندازه شکاف میان کندل استیک ها و برخی پارامترهای دیگر فازی شده اند،

متغیر فازی $L_{gap}(t)$: این متغیر، رابطه (درصد) میان اندازه شکاف و مقدار آغازین یا پایانی قیمت در الگو را مورد بررسی قرار میدهد.

$$L_{gap}(t) = \begin{cases} 0 & if\ \ low(t) \le high(t-1) \\ 100.\ \dfrac{low(t) - high(t-1)}{low(t)} & in\ other\ case \end{cases} \quad (10)$$

توابع عضویت در نظر گرفته شده برای تمام متغیر های زبانی فازی از نوع ذوزنقه میباشد و تفاوت از نظر تعداد و مقادیر توابع عضویت در نظر گرفته شده برای متغیرهای فازی میباشد. با توجه به نقش هر یک از متغیرهای زبانی فازی، تعداد توابع عضویت متفاوتی براشان تعریف شده است. متغیر فازی مربوط به سایه پایینی و بالایی الگو $L_{upper}(t)$ و $L_{upper}(t)$ متغیربا چهار تابع عضویت ذوزنقه ای با نام های NULL، SHORT، MIDDLE و LONG، تعیین شده است. رنج مقادیر توابع عضویت در این متغیرهای فازی در بازه [0,1] تعیین شده است.

متغیر فازی بدنه کندل استیک $L_{body}(t)$ با هفت تابع تعلق ذوزنقه ای با نام های *BLACK_LONG, EQUAL, WHITE_SHORT, WHITE _MIDDLE, WHITE _LONG, BLACK*_MIDDLE, *BLACK_SHORT*, در نظر گرفته شده است. رنج مقادیر توابع عضویت برای متغیرهای فازی بدنه کندل در بازه [-8,8] تعیین شده است.

متغیر فازی$L_{gap}(t)$ چهار تابع تعلق NULL, SHORT, MIDDLE, LONG تعیین شده است رنج مقادیر توابع عضویت برای این متغیر فازی در بازه [0,11] تعیین شده است.

۳-۲-۲- بهینه سازی توابع عضویت فازی الگوهای کندل استیک

در این بخش توابع عضویت فازی طراحی شده در بخش قبل با استفاده از تکنیک تکاملی مبتنی بر ذره از جمله کرم شب تاب و جایا بهینه میشوند.

روش مبتنی بر ذره کرم شب تاب

الگوریتم کرم شب تاب اولین بار توسط محقق یانگ در سال ۲۰۰۸ ارائه شد. مرحله بروز رسانی موقعیت در الگوریتم کرم شب تاب از فرمول ۱۱ محاسبه میشود.

$$\mathrm{X}_{\mathrm{j,k,i}}^{\mathrm{new}} = \mathrm{X}_{\mathrm{j,k,i}} + \beta_0 e^{-y} \mathrm{r}_{\mathrm{j,besti}}^2 \left(\mathrm{X}_{\mathrm{j,ki}} - \mathrm{X}_{\mathrm{j,best,i}}\right) + \alpha \left(rand - \frac{1}{2}\right) \quad (11)$$

به طوریکه $\beta_0 e^{-y}$ ضریب جذب، $\mathrm{X}_{\mathrm{j,best,i}}$ معادل با مقدار متغیر j برای بهترین راه حل، $\mathrm{X}_{\mathrm{j,k,i}}^{\mathrm{new}}$ معادل با مقدار بروز شده $\mathrm{X}_{\mathrm{j,k,i}}$ و $\mathrm{r}_{\mathrm{j,besti}}^2$ بیانگر عدد تصادفی برای متغیر jام در تکرار i ام میباشد که در بازه [0,1] قرار دارد.

عبارت $r_{1,j,i}\left(X_{j,best,i}-\left|X_{X_{j,k,i}}\right|\right)$ نشان دهنده نزدیک تر شدن راه حل به سمت بهترین پاسخ میباشد و شرط خاتمه بهینه سازی رسیدن به بیشینه تکرار میباشد(Yang 2008).

روش مبتنی بر ذره جایا

تکنیک جایا[1] توسط آقای ونکاتا رائو در سال ۲۰۱۶ ارائه شد. فرض کنید که $F(x)$ تابع هدف[2] مسئله بوده و روش جایا قصد یافتن کمینه (یا بیشینه) آن را دارد. در هر تکرار i، m متغیر تصمیم گیری ($j = 1,2, \dots . m$) و n تعداد راه حل پیشنهادی (یعنی اندازه جمعیت $k=1,\dots n$) وجود دارد. فرض کنید که در تکرار iام، بهترین مقدار بدست آمده از میان کل راه حلهای کاندید برای تابع هدف $F(x)$ معادل با مقدار $X_{j,best,i}$ و بدترین مقدار تابع هدف $F(X)$ معادل با $X_{j,worst,i}$ باشد، اگر $X_{j,k,i}$ بیانگر مقدار متغیر j ام برای کاندید k ام در تکرار i ام باشد، آنگاه به منظور یافتن پاسخ بهینه، متغیر تصمیم گیری $X_{j,k,i}$ باید به صورت زیر باید تغییر کرده و به روز گردد(Rao 2016) :

$$X_{j,k,i}^{new}=X_{j,k,i}+r_{1,j,i}\left(X_{j,best,i}-\left|X_{X_{j,k,i}}\right|\right)-r_{X_{2,k,i}}\left(X_{j,worst,i}-\left|X_{j,k,i}\right|\right) \quad (12)$$

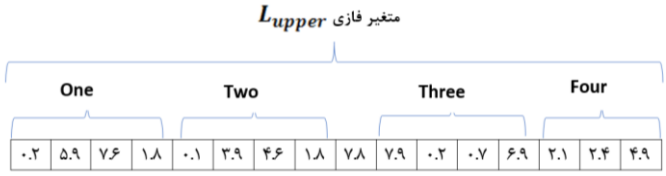
به طوریکه در فرمول ۱۱ و ۱۲، $X_{j,best,i}$ معادل با مقدار متغیر j برای بهترین راه حل و $X_{j,worst,i}$ معادل با مقدار متغیر j برای بدترین راه حل میباشد. $X_{j,k,i}^{new}$ معادل با مقدار بروز شده $X_{j,k,i}$ و $r_{1,j,i}$ و $r_{2,j,i}$ بیانگر دو عدد تصادفی برای متغیر jام در تکرار i ام میباشد که در بازه [0,1] قرار دارد. عبارت $r_{1,j,i}\left(X_{j,best,i}-\left|X_{X_{j,k,i}}\right|\right)$ نشان دهنده نزدیک تر شدن راه حل به سمت بهترین پاسخ و عبارت $r_{X_{2,k,i}}\left(X_{j,worst,i}-\left|X_{j,k,i}\right|\right)$ بیانگر دور شدن راه حل فعلی از بدترین راه حل میباشد و شرط خاتمه بهینه سازی رسیدن به بیشینه تکرار میباشد.

۳-۲-۲-۱- کدگذاری مسئله

موقعیت هر راه حل (ذره) در فضای مسئله جایا به صورت یک رشته از اعداد صحیح با طول N که N بیانگر تعداد کل مقادیر توابع عضویت در کندل استیکهای فازی شده میباشد در نظر گرفته میشود. بطوریکه هر خانه از رشته در نظر گرفته شده نشان دهنده مقدار یک نقطه از توابع عضویت در کندل استیک فازی شده میباشد. به عنوان مثال اگر متغیر کندل استیک فازی $L_{upper}(t)$ در بخش ۳-۲-۱ را در نظر بگیریم، انگاه از انجایی که این متغیر حاوی چهار تابع عضویت از نوع ذوزنقه ای و با نام های به ترتیب ذوزنقه ای با نام های *NULL*، *SHORT*، *MIDDLE* و *LONG*، می باشد، از انجایی که هر تابع عضویت ذوزنقه ای حاوی چهار نقطه (مقدار) می باشد، به ازای متغیر فازی $L_{upper}(t)$ که دارای چهار تابع عضویت ذوزنقه ای میباشد و هر تابع ذوزنقه دارای چهار نقطه است، در مجموعه ۴*۴ = ۱۶ نقطه عضویت به ازای متغیر فازی $L_{upper}(t)$ موجود میباشد، از اینرو موقعیت هر راه حل در مسئله بهینه سازی جایا معادل با یک رشته ای با طول ۱۶ میباشد بطوریکه هر عنصر از رشته معادل با یک نقطه

[1] . Jaya
[2] . Objective Function

عضویت از توابع عضویت مربوط به متغیر فازی $L_{upper}(t)$ میباشد. شکل۱ یک نمونه از موقعیت یک راه حل در فضای بهینه سازی جایا برای بهینه سازی متغیر فازی $L_{upper}(t)$ در سیستم معامله فازی را نشان میدهد.



شکل۱- موقعیت یک راه حل در بهینه سازی مبتنی بر فراابتکاری برای بهینه سازی نقاط تابع عضویت فازی متغیر $L_{upper}(t)$

منبع: یافته‌های پژوهشگر

از نرخ دقت حاصل سیستم تصمیم گیری فازی به عنوان تابع شایستگی استفاده میشود.

گامهای روش بهینه سازی توابع عضویت فازی کندل استیکها به روش مبتنی بر ذره کرم شب تاب در مراحل ذیل شرح داده شده است :

۱) بیشینه تکرار و تعداد راه حلها در فضای جست جو تعیین میشوند. جمعیت اولیه راه حلها یعنی x_i ، $i = 1, \dots, n$ ایجاد میشود. تعداد راه حلها در جمعیت اولیه بنابر آزمایشات سعی و خطا ۴۵ در نظر گرفته شده است.

۲) موقعیت هر راه حل در فضای جستجو مطابق با گام ۳-۲-۲-۱ براساس فرمول ۱۱ (بروزرسانی موقعیت کرم شب تاب) تعیین می شوند. هر راه حل بیانگر توابع عضویت فازی بهینه شده از کندل استیک های فازی میباشد.

۳) شایستگی هر راه حل با استفاده از دقت سیسم فازی محاسبه میشود. دقت سیستم معاملات فازی پس از تشکیل قوانین براساس توابع عضویت های بهینه شده در گام ۳-۲-۲-۱ (فرمول۱۱) و تصمیم گیری خروجی براساس قوانین تشکیل شده حاصل میشود.

۴) تکرار را t=1 قرار دهید.

۵) حلقه i به ازای تمام راه حل ها در مسئله ایجاد میگردد، حلقه درونی j به ازای تمام راه حلها منهای یک ایجاد میگردد.

۶) موقعیت هر راه حل i با راه حل دیگر(j) مقایسه میگردد. درصورتی که موقعی راه حل j بهتر از i باشد، تغییر موقعیت i به سمت موقعیتj صورت میگیرد.

۷) مقدار پارامتر جذابیت محاسبه و به روزرسانی می‌شود.

۸) موقعیت راه حل‌های جدید ارزیابی و پارامتر شدت نور به‌روزرسانی می‌شود.

۹) راه حلها را مرتب کرده و بهترین جواب x^* را پیدا میشود.

۱۰)اگر معیار تکرار t به بیشینه مقدار خود رسید، روش را متوقف شده در غیر اینصورت t=t+1 را قرار داده و به گام ۴ میرود.

شبه کد روش مبتنی بر ذره کرم شب تاب در شکل ۲ توصیف شده است.

Compute Objective function f (x), x = (x1, ...,xd)
Initialize the firefly population xi (i = 1,2, ...,n)
Light intensity at xi is determined by f (x),
Define light absorption coefficient y
While (t < Max number of iterations)
Generate and updating locations/ solutions [based on on section 3-2-2-1]
For i= 1 : n all n fileflies
For j = 1 : n all n fileflies (inner loop)
If $l_i < l_j$ move firefy I towards j end if ;
Update each solution using gbest and gworst (eq.11)
End for j
End for i
*Rank the solutions and find the current best x**
End While
Results a

شکل۲- شبه کد بهینه سازی توابع عضویت الگوهای شمعدان فازی با استفاده از مبتنی بر کرم شب تاب

منبع: یافته‌های پژوهشگر

گامهای روش بهینه سازی توابع عضویت فازی کندل استیکها به روش متاهیوریسیتک جایا در مراحل ذیل شرح داده شده است :

۱) بیشینه تکرار و تعداد راه حلها در فضای جست جو تعیین میشوند. جمعیت اولیه راه حلها یعنی x_i ، $i = 1, \dots, n$ ایجاد میشود. تعداد راه حلها در جمعیت اولیه بنابر آزمایشات سعی و خطا ۴۵ در نظر گرفته شده است.

۲) موقعیت هر راه حل در فضای جستجو مطابق با گام ۳-۲-۲-۱ براساس فرمول ۱۲ (بروزرسانی موقعیت در جایا) تعیین می شوند. هر راه حل بیانگر توابع عضویت فازی بهینه شده از کندل استیک های فازی میباشد.

۳) شایستگی هر راه حل با استفاده از دقت سیسم فازی محاسبه میشود. دقت سیستم معاملات فازی پس از تشکیل قوانین براساس توابع عضویت های بهینه شده در گام ۳-۲-۲-۱ (فرمول ۱۲) و تصمیم گیری خروجی براساس قوانین تشکیل شده حاصل میشود.

۴) تکرار را t=1 قرار دهید.

۵) موقعیت راه حل با بهترین شایستگی انتخاب میشود.

۶) موقعیت راه حل با بدترین شایستگی انتخاب میشود.

۷) هر راه حل در فضای مسئله با نزدیک شدن به بهترین راه حل سراسری از میان کل راه حلها و دور شدن از بدترین راه حل سراسری از میان کل راه حلها بروز رسانی میگردد.

۸) راه حلها را مرتب کرده و بهترین جواب x^* را پیدا میشود.

۹) اگر معیار تکرار t به بیشینه مقدار خود رسید، روش را متوقف شده در غیر اینصورت t=t+1 را قرار داده و به گام ۴ میرود.

شبه کد روش مبتنی بر ذره جایا در شکل ۳ توصیف شده است.

Compute Objective function f (x), x = (x1, ...,xd)
Initialize the jaya population xi (i = 1,2, ...,n)
While (t < Max number of iterations)
Generate and updating locations/ solutions [based on on section 3-2-2-1]
For each solution
Update each solution using gbest and gworst (eq.12)
IF (New solution (xi(t+1)) > Current locations /solution xi(t))
Select New solution
ELSE
Select a Current solution
End if
End for
*Rank the solutions and find the current best x**
End While
Results a

شکل۳- شبه کد بهینه سازی توابع عضویت الگوهای شمعدان فازی با استفاده از مبتنی بر ذره جایا

منبع: یافته‌های پژوهشگر

۳-۲-۳-قوانین فازی

قوانین طراحی شده برای هر یک از سیستم های فازی الگوی ماربزو در شکل۳ نشان داده شده است.

Lupper (t−1)	Llower (t-1)	Lupper (t)	Llower (t)	Lgap	Lbody (t-1)	Lbody (t)	Bullish
NULL	NULL	NULL	NULL	LONG	BLACK	WHITE	HIGH
NULL	NULL	NULL	NULL	MIDDLE	BLACK	WHITE	MEDIUM_HIGH
NULL	NULL	NULL	NULL	SHORT	BLACK	WHITE	MEDIUM
in other case	HOLD						

الف. ماروبزو

شکل۳- قوانین تصمیم گیری برای الگو شمعدان ماروبزو

منبع: یافته‌های پژوهشگر

۳-۲-۴-خروجی فازی

خروجی فازی با پیش بینی روند صعودی قیمت حاصل میشود. خروجی سیستم، متغیری فازی با شش تابع تعلق ذوزنقه ای با نام های *HOLD, LOW, MEDIUM_LOW, MEDIUM, MEDIUM_HIGH* است. رنج توابع عضویت برای متغیر خروجی در بازه [0,100] تعیین شده است. تابع تعلق $Hold$ نشان دهنده درجه خیلی پایین قیمت در دوره های معامله سهام میباشد.

$$Bullish(x) = \begin{cases} Hold & if \ \ x < 10 \\ Low & if \ \ 0 < x < 30 \\ Medium_Low & if \ \ 20 < x < 50 \\ Medium & if \ \ 40 < x < 70 \\ Medium_High & if \ \ 60 < x < 90 \\ High & if \ \ 0 > 80 \end{cases} \qquad (12)$$

۴- یافته های پژوهش

برای تست سیستم پیش بینی معاملات مبتنی بر کندل استیکهای فازی بهبود یافته پیشنهادی از پایگاه داده های مربوط به شرکتهای بورس ایرانی استفاده شد. نمونه معاملات در نظرگفته شده برای هر شرکت سهامی مربوط به داده های روزانه شاخص کل در بازه زمانی ۱۳۹۳ -۱۳۹۸ حاوی ۱۳۰۰ داده برای هر شرکت سهامی میباشد که از داده های مربوط به هر شرکت، ۷۰ درصد به عنوان نمونه داده آموزشی و ۳۰ درصد مابقی به عنوان داده تست در نظرگرفته شده است. لیست ویژگی های داده (متغیر) مورد استفاده در روش پیشنهادی بهمراه توصیفشان در جدول ۱ شرح داده شده است.

جدول۱.لیست ویژگیهای داده و آماره ی آنها

نام متغیر	مفهوم متغیر
open	قیمت اغازین
close	قیمت پایانی
high	بالاترین قیمت
low	پایین ترین قیمت
SMA[1]	میانگین متحرک ساده
EMA[2]	میانگین متحرک تصاعدی
MACD[3]	میانگین متحرک همگرایی واگرایی

[1] Moving Average
[2] . Exponential Moving Average
[3] . Moving Average Convergence / Divergence

نام متغیر	مفهوم متغیر
ALT[1]	دامنه نوسانات قیمت
RSI[2]	قدرت نسبی
OBV[3]	حجم متوازن
ATP[4]	متوسط قیمت معاملات
MoM[5]	شاخص مومنتوم
ITL[6]	شاخص کی لاین

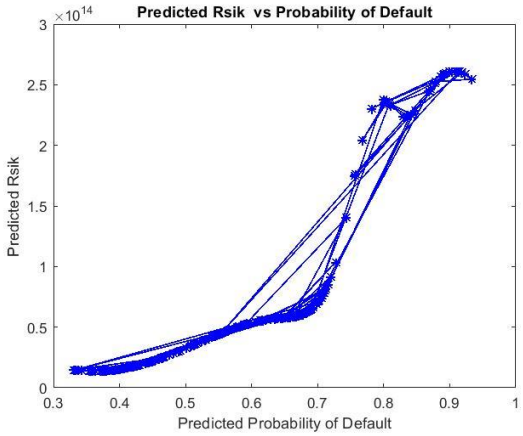
منبع: یافته‌های پژوهشگر

با توجه به حجم بسیار نمونه سهم های معامله شده، اگر تمام سهم های معامله شده برای پیش بینی ریسک سرمایه گذاری بر روی سهام در اینده مورد بررسی قرار گیرد منجر به پیچیدگی محاسباتی بسیار بالا و در نتیجه زمان اجرای بالا در حدود چند روز الی یک هفته خواهد شد، از اینرو پیش پردازش نمونه معاملات سهام با استفاده از رگرسیون مبتنی بر تابع پایه شعاعی منجر به کاهش ۶۰ درصدی معاملات کم اهمیت در پیش بینی ریسک سرمایه گذاری گردید. روش پیش پردازش رگرسیون به تخمین ریسک سرمایه گذاری و بازده سهام می پردازد و با توجه به این دو نرخ مهم به تصمیم گیری در جهت تعیین اهمیت هر نمونه معامله در تعیین ریسک سرمایه گذاری در سهام میپردازد. نرخ ریسک سرمایه گذاری و بازده سهام حاصل از روش پیش پردازش رگرسیون در شکل۱ نشان داده شده است.

همانطور که از شکل ۴و۵ واضح است، احتمال نکول معامله با معیار نرخ بازده سهام رابطه ای معکوس و با ریسک سرمایه گذاری رابطه ای مستقیم دارد، بطوریکه با افزایش نرخ نکول معامله شاهد کاهش نرخ بازده سهام و افزایش ریسک سرمایه گذاری هستیم. در واقعیت نیز بدین صورت میباشد هرچه احتمال نکول معامله بالا رود، امکان پرداخت سود معامله کمتر و ریسک سرمایه گذاری برای خریدار سهم بیشتر میشود و بلعکس هر چه احتمال نکول سهام پایین رود، امکان پرداخت سود بیشتر بوده و سرمایه گذار، ریسک کمتری را متحمل میشود و اگر احتمال نکول در حد متوسط باشد، آنگاه شاهد پرداخت سود متوسط رو به پایین هستم. عملکرد روش پیشنهادی با سیستم معاملات مبتنی بر منطق فازی و الگوریتم مبتنی بر ذره کرم شب و جایا مورد مقایسه قرار گرفته است. شکل ۶ الی ۸ نشان دهنده مقایسه روش های مبتنی بر منطق فازی با الگوریتم مبتنی بر ذره با تست بر روی سه شرکت بورسی برتر است. همانوطور که از شکل واضح است، روش پیشنهادی به دلیل بکارگیری نمونه معاملات صرفا مهم برای پیش بینی قیمت سهام و ریسک سرمایه گذاری و همچنین تنظیم بهینه نقاط توابع عضویت فازی الگوهای

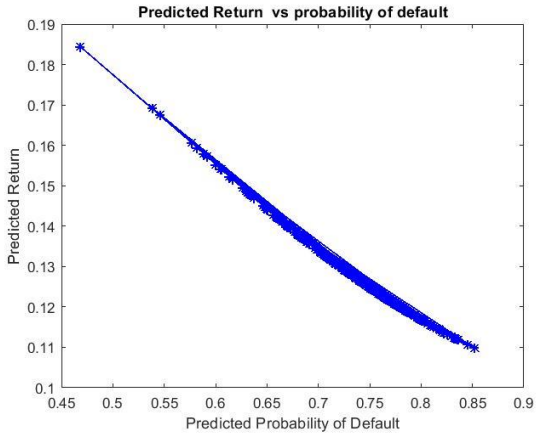
[1] . Average Transaction Price
[2] Relative Strength Index
[3] One Balance Volume
[4] .Amplitude of the Price Movement
[5] . Momentum Index
[6] . Index for the Type of K-line

کندل استیک، پیش بینی بهینه ای را حاصل نموده است. نمودار ۶ الی ۸ پیش بینی قیمت سال ۱۳۹۸ سهام شرکتهای پتروشیمی خلیج فارس، فولاد مبارکه اصفهان و صنایع مس ایران را نشان میدهد. خطای نسبی متناظر با هریک نشان از پیش بینی نسبتا دقیق کندل استیک های بهینه شده با روش کرم شب تاب و جایا دارد. شکل ۹ میزان میانگین خطای نسبی متناظر با هر یک از شکل ۸ را نشان میدهد. با توجه به میزان خطای نسبی حاصل شده میتوان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی راندمان مناسبی را حاصل نموده است.



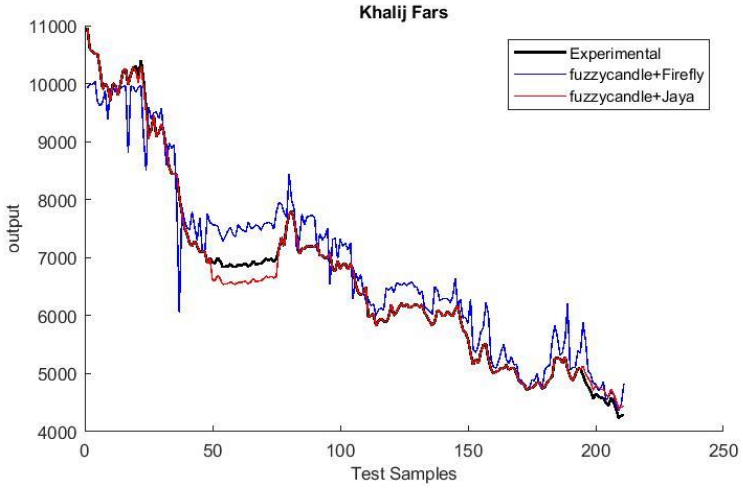
شکل۴- پیش بینی ریسک سرمایه گذاری معاملات سهام دربرابر احتمال نکول سهام

منبع: یافته‌های پژوهشگر



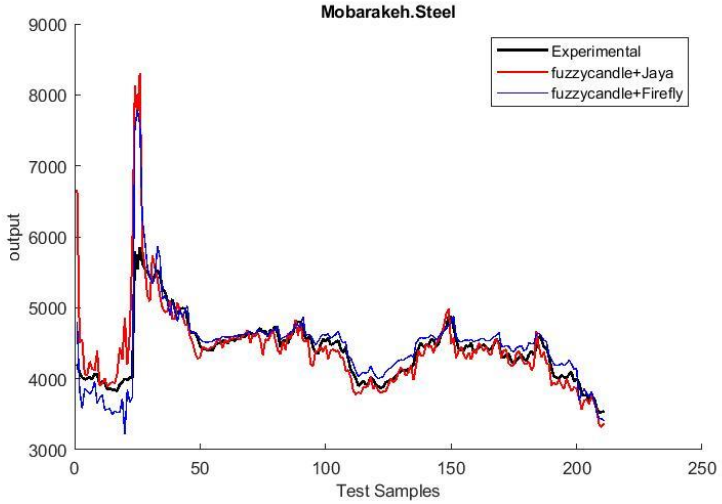
شکل۵- پیش بینی نرخ بازده سهام دربرابر احتمال نکول سهام

منبع: یافته‌های پژوهشگر



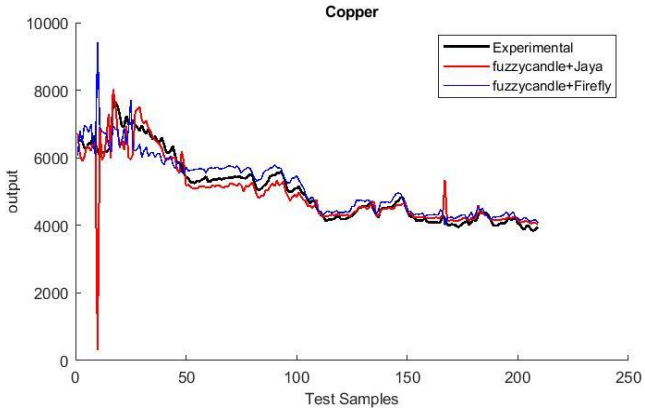
شکل۶- روند سرمایه پتروشیمی خلیج فارس در سال ۹۸

منبع: یافته‌های پژوهشگر



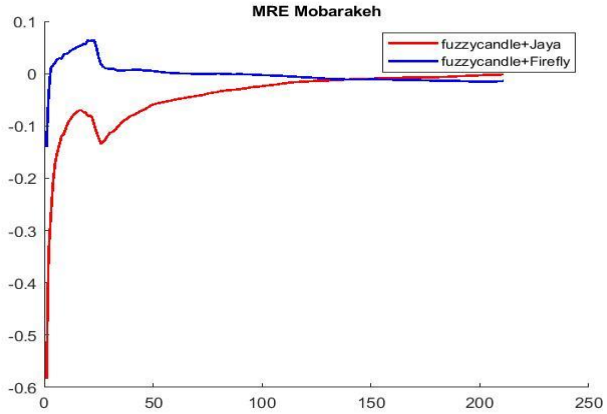
شکل۷- روند سرمایه فولاد مبارکه اصفهان در در سال ۹۸

منبع: یافته‌های پژوهشگر



شکل۸- روند سرمایه صنابع مس ایران در در سال ۹۸

منبع: یافته‌های پژوهشگر



شکل۹- میانگین خطای نسبی –مبارکه اصفهان

منبع: یافته‌های پژوهشگر

۴- نتیجه گیری

دراین مقاله از روشهای فراابتکاری مبتنی بر ذره برای پیاده سازی و بهبود سیستم های معاملات هوشمند مبتنی بر الگوهای کندل استیک پویاشده با منطق فازی استفاده شده است. نتایج حاصل از روش بهبودیافته پیشنهادی نشان دهنده سوددهی با ریسک کمتر در مقایسه با سیستم معاملات مبتنی بر منطق فازی است. دلیل این بهبود در استفاده از گام پیش پردازش رگرسیون مبتنی بر تابع پایه شعاعی در جهت حذف معاملات کم اهمیت یا غیر

مفید در پیش بینی ریسک سرمایه گذاری معاملات و بکارگیری تکنیک مبتنی بر ذره در بهینه سازی توابع عضویت فازی الگوهای شمعدان فازی میباشد. به عبارتی دیگر مزیت روش پیشنهادی در مقایسه با روشهای دیگر در زیر بخش سازی خودکار و یافتن بهینه های سراسری در جهت آگاهانه محاسبه نمودن مقادیر توابع عضویت فازی الگوهای شمعدان در جهت تصمیم گیری برای پیش بینی قیمت سهام و ریسک سرمایه گذاری بر روی معاملات سهام میباشد.

فهرست منابع

Abdolbaghi Ataabadi, Abdolmajid, Sayyed Mohammad Reza Davoodi, and Mohammad Salimi Bani. 2019. 'The Effectiveness of the Automatic System of Fuzzy Logic-Based Technical Patterns Recognition: Evidence from Tehran Stock Exchange', *Advances in Mathematical Finance and Applications*, 4: 107-25.

Alalaya, Mohammad M, Hani A Al Rawashdeh, and Ahmad Alkhateb. 2018. 'Combination Method between Fuzzy Logic and Neural Network Models to Predict Amman Stock Exchange', *Open Journal of Business and Management*, 6: 632-50.

Arévalo, Rubén, Jorge García, Francisco Guijarro, and Alfred Peris. 2017. 'A dynamic trading rule based on filtered flag pattern recognition for stock market price forecasting', *Expert Systems with Applications*, 81: 177-92.

Asghar, Muhammad Zubair, Fazal Rahman, Fazal Masud Kundi, and Shakeel Ahmad. 2019. 'Development of stock market trend prediction system using multiple regression', *Computational and mathematical organization theory*, 25: 271-301.

Chen, Tingting, Yongjian Zhu, and Jun Teng. 2018. 'Beetle swarm optimisation for solving investment portfolio problems', *The Journal of Engineering*, 2018: 1600-05.

Chou, Jui-Sheng, and Thi-Kha Nguyen. 2018. 'Forward forecast of stock price using sliding-window metaheuristic-optimized machine-learning regression', *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14: 3132-42.

Kurniawan, Yohannes, Vina Georgiana, Nastio Diaz, Einto Rizad Ardli, and Novid Mauliditya Anzar. 2018. 'Analysis and Design of Stock and Vehicle Maintenance Information System', *Advanced Science Letters*, 24: 8567-72.

Liu, Zhi, and Tie Zhang. 2019. 'A second-order fuzzy time series model for stock price analysis', *Journal of Applied Statistics*, 46: 2514-26.

Naranjo, Rodrigo, Javier Arroyo, and Matilde Santos. 2018. 'Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks', *Expert Systems with Applications*, 93: 15-27.

Naranjo, Rodrigo, and Matilde Santos. 2016. "Fuzzy candlesticks forecasting using pattern recognition for stock markets." In *International Joint Conference SOCO'16-CISIS'16-ICEUTE'16*, 323-33. Springer.

Rao, R. 2016. 'Jaya: A simple and new optimization algorithm for solving constrained and unconstrained optimization problems', *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 7: 19-34.

Vanstone, Bruce, and Gavin Finnie. 2010. 'Enhancing stockmarket trading performance with ANNs', *Expert Systems with Applications*, 37: 6602-10.

Yang, Xin-She. 2008. 'Firefly algorithm', *Nature-inspired metaheuristic algorithms*, 20: 79-90.

Zhang, Huaping. 2020. 'Optimization of risk control in financial markets based on particle swarm optimization algorithm', *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 368: 112530.

Zhang, Jing, Shicheng Cui, Yan Xu, Qianmu Li, and Tao Li. 2018. 'A novel data-driven stock price trend prediction system', *Expert Systems with Applications*, 97: 60-69.

Financial Economics
Vol. (18) Issue (68) Autumn 2024

Abstract

Stock Trading Analysis Using Improved Fuzzy Candlestick Patterns using Particle Swarm based Metaheuristic Method

Hassan Kalantari Daronkola[1]
Iman Dadashi[2]
Hamidreza Gholamnia Roshan[3]
Kaveh Azin Far[4]

Receive: 02/July/2024 Acceptance: 09/ September/2024

Abstract

Today, due to economic volatility, the topic of stock price forecasting and investment risk has particular importance to stock traders. Recently, fuzzy logic has been used to model dynamically candle stick in order to stock trading analysis and predicting investment risk in stock trading but it has the challenge of sensitivity to the number of non-useful stock trading samples and the inappropriate tuning of membership functions designed for candlesticks patterns. In this paper, we propose the regression method based on radial basis function as a pre-processing step to reduce the insignificant stock trading samples and then we use the particle swarm optimization method to adjust the values of fuzzy membership functions of the candlestick patterns optimally. The jaya and firefly particle swarm based are able to optimize fuzzy membership functions of candlestick patterns robustly. The results of the proposed method on top iranian stocks trading companies show best performance of the proposed method.

Keywords: Stock Trading Analysis, particle-based, firefly, jaya, Radial Basis Function.
JEL classification: C21 , C31

[1] Department of Accounting, Babol Branch, Islamic Azad University, Mazandaran, Iran. Kalantari.hasan@yahoo.com
[2] Assistant Professor, Department of Accounting, Faculty of Economics Sciences and Administrative, University of Qom, Qom, Iran (corresponding author) iman.dadashi.phd@gmail.com
[3] Department of Accounting, Babol Branch, Islamic Azad University, Babol, Iran. hamid_r_2057@yahoo.com
[4] Department of Accounting, Babol Branch, Islamic Azad University, Babol, Iran. azinfarbabol@yahoo.com

Creative Commons – Attribution 4.0 International – CC BY 4.0
Creativecommons.org