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

مدل‌سازی مبادلات سهام با رویکرد شمعدان فازی و روش بهینه سازی کرم شب تاب و مورچگان

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

تاریخ دریافت مقاله : ۹۸/۱۱/۳۰ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۸/۱۲/۱۸

چکیده

اخیرا از روش هوشمند مبتنی بر فازی برای پویاسازی الگوهای کندل استیک ژاپنی در جهت تحلیل دقیق الگوهای کندل استیک با در نظر گرفتن اطلاعات غیر قطعی استفاده شده است. از انجایی که منطق فازی مبتنی بر دانش خبره است، اگرچه متخصصان انسانی می‌توانند نقش مهمی در تنظیم مقادیر توابع عضویت متغیرهای فازی داشته باشند، اما از انجایی که معمولا دانش انسانی دارای ابهام است، تنظیم بهینه ای حاصل نمی‌گردد. از اینرو ارائه تکنیکی که منجر به تنظیم بهینه مقادیر توابع عضویت در الگوهای کندلی گردد، نقش بسیار بسزایی در راندمان سیستم معامله مبتنی بر فازی خواهد داشت. یکی از روش‌های بهینه سازی پرکاربرد، روش‌های فراابتکاری می‌باشد، اکثر روش‌های فراابتکاری دارای ساختاری مشابه با روش بهینه سازی ازدحام ذرات اند. روش‌های فراابتکاری مبتنی بر کرم شب تاب و مورچگان دلیل برخورداری از قابلیت های بهره وری و کشف مناسب، قدرتمندتر از بهینه سازی ازدحام ذرات اند. در این مقاله از روش کرم شب تاب و مورچگان برای تنظیم و بهینه سازی توابع عضویت متغیرهای کندل استیک فازی با کاربرد در تحلیل معاملات و پیش بینی قیمت سهام در سیستم معاملات سهام استفاده شده است. نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی بر روی سهام شرکت‌های ایرانی حاکی از دقت بالای روش پیشنهادی می‌باشد.

کلمات کلیدی

معاملات سهام، کندل استیک‌های فازی، کرم شب تاب، مورچگان

۱-گروه حسابداری، دانشگاه ازاد اسلامی، واحد بابل، مازندران، ایران. kalantari.hasan@yahoo.com
۲-گروه حسابداری، دانشگاه ازاد اسلامی، واحد بابل، مازندران، ایران.(نویسنده مسئول) iman.dadashi.phd@gmail.com
۳-گروه حسابداری، دانشگاه ازاد اسلامی، واحد بابل، مازندران، ایران. hamid_r_2057@yahoo.com
۴-گروه حسابداری، دانشگاه ازاد اسلامی، واحد بابل، مازندران، ایران. azinfarbabol@yahoo.com

مقدمه

بازارهای مالی، سیستم‌های پیچیده و متاثر از عامل‌های بسیاری از جمله اقتصادی، سیاسی و روانشناختی هستند و معمولا با روابط غیر خطی توصیف می‌شوند. آگاهی از زمان و چگونگی سرمایه‌گذاری در بازار سهام، تصمیم دشواری برای معامله گران است. معامله نیازمند دانش، تحلیل کامل بازار و تجربه بسیار است. امروزه بازارها، متغیرها، اندیکاتورها، الگوها بسیاری وجود دارد که باید در کوتاه‌ترین زمان ممکن قبل از تصمیم گیری مالی تحلیل شوند. یکی از روش‌های تحلیل معاملات مالی، تحلیل کمی و تکنیکال است که این تحلیل ها معمولا از روش‌های ریاضیاتی و آماری در برای تصمیم‌گیری و پیشنهاد زمان مناسب اغاز و پایان معامله به سرمایه گذار بهره میگیرند. علی رغم اینکه نسخه های توسعه یافته ای از روش‌های تکنیکال قدیمی منتشر شده است، در سال‌های اخیر روش‌های نوین تری بر مبنای هوش محاسباتی از جمله محاسبات نرم و یادگیری ماشین جایگاه قابل توجه و بیشتری در تحلیل اطلاعات مالی پیدا کرده اند. با توجه به جدیدترین تحقیقات روش‌های مبتنی بر هوش محاسباتی قادر به بکارگیری و تحلیل مسائل پویا، پیچیده و غیر خطی و مسائل سخت هستند، از آنجایی که بازار سهام دارای مشخصه هایی از جمله رفتار پویا، غیر خطی و پیچیده اند، لذا بنظر میرسد روش‌های مبتنی بر هوش محاسباتی به شیوه مناسب تری به تحلیل اطلاعات در بازار سهام بپردازند. از اینرو هدف این مقاله بهبود سیستم پیشبینی معاملات مبتنی بر منطق فازی با استفاده از روش فراابتکاری کرم شب تاب و کلونی مورچگان با تست بر روی شرکت‌های بزرگ بورس ایران می‌باشد.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

معاملات سهام، یکی از پیشرفته‌ترین بازارهای مالی در جهان است. 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 محققان بر روی استفاده از روش‌های هوشمندی همچون منطق فازی، شبکه عصبی، الگوریتم های فراابتکاری، روشهای هوشمند مبتنی بر تکنیک‌های آماری، تکنیک‌های هوشمند داده کاوی از جمله طبقه بندی، خوشه بندی، تحلیل رگرسیون می‌باشد. منطق فازی یک روش هوشمند برای پویاسازی داده‌های ورودی، تشکیل قوانین براساس داده‌های پویا شده با توابع عضویت فازی و سپس تصمیم گیری می‌باشد. اخیرا مقالات بسیاری از روش فازی برای پویا نمودن الگوهای مختلف سهام از جمله الگوهای کندل استیک، پرچمی، سری‌های زمانی و .. استفاده نموده‌اند. محقق از منطق فازی برای پویاسازی داده‌های ورودی الگوهای کندل استیک ژاپنی در جهت تحلیل دقیق الگوهای کند استیک با در نظر گرفتن اطلاعات غیر قطعی موجود در چنین الگوهایی

استفاده کرده است، یکی از مزیت‌ها و علت بهتر بودن راندمان روش آنها در مقایسه با روش‌های سیستم تصمیم گیری فازی دیگر را می‌توان در بکارگیری الگوهای کندل استیک جستجو نمود. از انجایی که الگوهای کندل استیک ژاپنی مزیت‌هایی از جمله راحتی استفاده، منعکس نمودن رفتار روانشناختی بازار، نمایش آگاهانه‌تر دوره های معاملات، پارامترهای قابل پیشبینی و مشخص بودن وضعیت صعودی و نزولی قیمت در هر کندل استیک را برای تحلیگران به ارمغان می آورند، طبیعی است که بکارگیری چنین الگوهایی برای تشخیص و تصمیمات سرمایه گذاری در معاملات سهام مناسب تر از سایر الگوها از جمله سری‌های زمانی و .. باشد.

محقق رادریگو نارانجو[1] و همکاران روشی با استفاده از منطق فازی برای شناسایی الگوهای کندل استیک در سیستم معاملات سهام پیشنهاد دادند. بکارگیری منطق فازی امکان برخورد با ابهام و عدم قعطیت در الگوهای کندل استیک را فراهم می‌کند. فازی سازی الگوهای کندل استیک و متعاقبا تشکیل قوانین فازی براساس توابع عضویت فازی شده هریک از الگوها، منجر به در نظرگرفتن عدم قعطیت در سیستم تصمیم گیری می‌شود و در نتیجه تصمیمات سرمایه گذاری در بازار سهام را با دقت و اگاهی بیشتری ممکن مینماید. از اینرو رویکرد کندل استیک فازی شده علاوه بر پیشنهاد زمان مناسب سرمایه‌گذاری به سرمایه گذار، در انتخاب میزان تخصیص سرمایه به معاملات نیز به سرمایه‌گذار کمک قابل توجهی می‌کند [۱].

اخیرا محقق سیریورن تامکسون[2] از روش درخت تصمیم گیری بری طبقه بندی الگوهای کندل استیک استفاده کردند، الگوی مرود استفاده آنها الگوی کندل استیک کلاسیک برای پیش‌بینی جهت‌های قیمت و تحلیل نقاط برگشت در ادوار تجاری استفاده شده است، اگرچه روش پیشنهادی آنها به دلیل استفاده از الگوهای کندلی، ادراکی و بسیار ذهنی است (یعنی با توجه به اطلاعات موجود و در دسترس صورت گرفته است) اما ممکن است به دلیل عدم وجود اطلاعات کامل یا وجود رخدادهای غیر منتظره، بازده بدست امده کاملا منطق با بازده مورد انتظار در دوره زمانی (ادوار تجاری) مورد نظر نباشد، بنابراین روش محقق نیسون روشی قطعی بوده و شرایط ابهام و عدم قطعیت در اطلاعات را در نظر می‌گیرد و چه بسا که در برخی از اطلاعات مربوط به دوره های تجاری به خاطر ناهنجاری ها یا دلایل مختلفی، تصمیم گیرنده با ابهام یا عدم قطعیت در اطلاعات حاصل از الگوهای کندل استیک مربوط به دوره‌های تجاری مواجه شود، ازاین رو بکارگیری رویکردی که بتواند ابهام و عدم قطعیت را در الگوهای کدلی اعمال کرده و حالت پویایی از الگوهای کندلی را برای مقابله با شرایط عدم اطلاعات کامل از دوره‌های تجاری در نظر بگیرد، بسیار مهم واقع شده و میتواند نقش مهم و قابل توجهی در

تشخیص دقیق جهت‌های قیمت و نقاط برگشت در راستای تصمیم گیری برای سرمایه گذاری در معاملات سهام داشته باشد[۲].

تاکنون روش‌های مبتنی بر هوش محاسباتی بسیاری برای تولید و توسعه سیستم‌های تجارت هوشمند ارائه شده اند، از جمله مشهورترین این روش‌ها عبارت اند از الگوریتم‌های ژنتیک، شبکه‌های عصبی، منطق فازی و داده کاوی[۳]. محقق کوین میشل [۳] و همکاران، سیستم تجارت هوشمند مبتنی بر روش برنامه نویسی ژنتیک را ارائه دادند بطوریکه در روش آن‌ها از الگوریتم‌های ژنتیک برای آموزش قوانین معامله در جهت تصمیم گیری استفاده شده است. نتایج مطالعات آن‌ها نشان داد که قوانین حاصل از ژنتیک در مقایسه با روش مشهور خرید و نگهداری، بهبود ناچیزی در پیش بینی و کاهش ریسک سرمایه گذاری بر روی معاملات در سهام را فراهم می‌کند[۳].

محقق ژی لیو[۴] [۴] الگوهای کندلی را با استفاده از روش توسعه یافته ای را که در آن از سری‌های 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 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 برد.

سیدشوار چوپرا[۵] [۵] روش هوشمند مبتنی بر شبکه‌های عصبی پس انتشار برای پیش بینی قیمت بازار سهام ارائه دادند. که منجر به سودآوری و پیش بینی غیر خطی در بازده بازار سهام می‌شود. از جمله مشکلات این روش را می‌توان حساسیت به پارامترهای تنظیمی از جمله تعداد لایه‌های پنهان، نوع تابع فعالیت و بکارگیری وزن‌های تصادفی نامبرد. [۵]. محقق دانگ[۶] [۶] سیستم تصمیم‌گیری فازی را پیشنهاد دادند که راهبردی، پویا می‌باشد و از تجربیات و روش‌های معامله ای که به صورت مجموعه از قوانین اگر و سپس if -then مدلسازی شده اند، بهره میگیرد[۶]. محقق روبن آرولو[۷] از الگوهای تکنیکال پرچم استفاده کردند اما صرفا از داده های مربوط به پایان قیمت و اطلاعات بدنه کندل

استیک استفاده کردند. الگوی پرچم از جمله الگوهای نموداری کوتاه مدت و ادامه دهنده می‌باشد که به کرات دربازار مشاهده می‌شود.این الگو دارای دو نوع پرچم از جمله پرچم چهارگوش و سه گوش می‌باشد که دارای اشتراک های بسیاری با یکدیگر هستند[۷].

محقق لی[۸] و همکاران، سیستمی خبره با قوانین if-then برای تشخیص الگوهای استیک و الگوهای پرچمی با کاربرد در خرید و فروش سفارشات در بازار کره پیاده سازی کردند، روش آن‌ها از نرخ hitratio بالایی برخوردار بود. به عبارتی دیگر این معیار نشان می‌دهد که چقدر از اهداف و تصمیمات در الگوهای تشخیصی به طرز مناسبی طبق بندی و پیش بینی شده اند[۸].

محقق ولا [۹][9] از سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطبیی برای تولید سیستم تصمیمات معامله استفاده کردند، روش آن‌ها از فازی نوع۲ که تعمیمی از فازی نوع۱ است، برای نگاشت الگوهای معامله سهام به فضای ورودی جدیدی استفاده کردند، منظور از فضای ورودی جدید، فضایی است که در آن، الگوهای معامله به طور غیر قطعی و با رویکرد فازی مدل شده اند[۹].

در پژوهش‌های داخلی نیز از روش‌های مختلف یادگیری ماشین برای پیش بینی قیمت سهام استفاده شده است که جدیدترینشان مرتبط با پژوهش‌های انجام شده در حیطه شبکه عصبی با روش‌های فراابتکاری در سالهای ۹۷ الی ۹۸ می‌باشد، اگرچه روش‌های پیشنهادی آن‌ها راندمان بهتری در مقایسه با روش‌های کلاسیک و فاقد بهینه سازی هوشمند داشته است اما ترکیب شبکه عصبی با تکاملی منجر به افزایش زمان اجرا بوده و نیازمند پارامترهای تنظیمی از جمله حساسیت به مقدار وزن‌ها و بایاس‌ها در شبکه می‌باشد[۱۰, ۱۱].

علی رغم مدرن بودن و دقت مناسب راهکارهای ارائه شده در زمینه پیش بینی قیمت سهام، دارای چالش‌هایی نیز میباشند که در این بخش به شرح مختصر هر یک پرداخته شد. از اینرو ارائه روشی که بتواند برخی از مشکلات روشهای 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.

روش پژوهش

محقق نارانجو در [۱۲] سیستم هوشمند معاملات مبتنی بر الگوهای کندلی با استفاده از منطق فازی پیشنهاد شده است. در روش آن‌ها از دانش انسانی برای تنظیم توابع عضویت فازی بهره گرفته شده است، اگرچه متخصصان انسانی می‌توانند نقش مهمی در تعیین و تنظیم مقادیر توابع عضویت متغیرهای فازی داشته باشند، اما از انجایی که معمولا دانش انسانی دارای ابهام است، بنابراین ممکن است در برخی موارد در تنظیم دقیق مقادیر توابع عضویت با مشکل مواجه گردد یا اگر هم مشکلی ایجاد نشود، ممکن است تنظیم کاملا دقیقا و بسیار نزدیک به حالت بهینه ای اتفاق نیفتد. از اینرو ارائه تکنیکی که بتواند به تنظیم دقیقتر و بهینه سازی مقادیر توابع عضویت برای هر یک از متغیرهای فازی بپردازد، می‌تواند نقش بسیار مهم و بسزایی در دقت و راندمان تصمیم گیری در سیستم فازی و سپس دقت سیستم معامله هوشمند داشته باشد. در این مقاله از روش بهینه سازی فراابتکاری کرم شب تاب و مورچگان بهبود برای سیستم معاملات هوشمند مبتنی بر منطق فازی استفاده شده است.

سیستم‌های فازی

در سیستم معامله پیشنهادی از سه الگوی کندل استیک ماروبزو، چشکی و سوزنی استفاده شده است. هر یک از الگوهای مورد استفاده در شکل ۱ نمایش داده شده است. بنابراین برای هر یک از این سه الگو، یک سیستم فازی ساخته می‌شود.

الف. خط سوزنی (نفوذی) ب. چکشی (هامر) ج. صعودی تند

شکل۱ : الگوهای کندلی: صعودی تند، چکشی (هامر) و خط سوزنی (نفوذی)

فازی سازی ورودی‌ها

هر الکو کندل استیک معمولا از سه اجزای اصلی بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی تشکیل شده است که با توجه با این سه جز، این الگوهای دارای چهار مقدار یا ورودی از جمله قیمت اغازین، پایانی، بالاترین قیمت و بالاترین قیمت هستند. بنابراین برای فازی سازی الگوهای کندل استیک باید سه جز

اصلی آن از جمله بدنه، سایه بالایی و پایینی به ورودی‌های فازی نگاشت داده شوند، از این رو از سه متغیر زبانی فازی برای فازی سازی این سه جز استفاده می‌شود، سه متغیر زبانی مورد استفاده به ترتیب با $L_{upper}(t), L_{lower}(t), L_{body}(t)$ نام گذاری شده اند. نماد L نشان دهنده طول سایه بالایی، پایینی و بدنه است. از انجایی که چهار مقادیر این الگوها به ترتیب نشان دهنده قیمت اغازین، پایانی و حدپایین و حد بالای قیمت در طول یک دوره زمانی است، در این مدلسازی به ترتیب با $high(t), low(t), open(t), close(t)$ در طول دوره (t) نشان داده شده اند. بنابراین از انجاییکه سه الگوی کندلی در نظرگرفته شده است، ورودی‌های هر یک از سیستم‌های فازی مربوط به الگوهای کندلی در ذیل شرح داده شده است:

متغیرهای ورودی سیستم فازی الگوی ماروبزو: $L_{upper}(t), L_{lower}(t), L_{body}(t),, Lgap(t)$

متغیرهای ورودی سیستم فازی الگوی چکشی: $L_{upper}(t), L_{lower}(t), L_{body}(t), \text{Trend}(t)$

متغیرهای‌ورودی‌سیستم‌فازی الگوی سوزنی : $L_{difopen}(t), L_{difCentral}(t), L_{body}(t), \text{Trend}(t)$

فرمول هر یک از مولفه‌های بدنه، سایه بالایی و پایینی $L_{upper}(t), L_{lower}(t), L_{body}(t)$ به شرح زیر است :

$$L_{upper}(t) = \quad 100. \ \frac{high(t) - \max(open(t).close(t))}{open(t)} \qquad (1)$$

$$L_{lower}(t) = \quad 100. \ \frac{\min(open(t).close(t)) - low(t)}{open(t)} \qquad (2)$$

$$L_{body}(t) = \quad 100. \ \frac{close(t) - open(t)}{open(t)} \qquad (3)$$

علاوه بر فازی سازی اجزای الگو، چندین پارامتر دیگر از جمله اندازه شکاف میان کندل استیک‌ها و برخی پارامترهای دیگر فازی شده اند که در ادامه به تعاریف جزئیاتشان پرداخته شده است.

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.

$$L_{gap}(t) = \begin{cases} 0 & if \ \ low(t) \leq high(t-1) \\ 100. \ \dfrac{low(t) - \ high(t-1)}{low(t)} & in \ other \ case \end{cases} \qquad (4)$$

متغیر فازی $Trend(t)$: این متغیر، روند دو شمع قبل را با استفاده از اختلاف (درصد) میان مقادیر پایانی شان محاسبه می‌کند. مقادیر روندهای چندین دوره متوالی با $t, t-1, t-2$ در نظر گرفته شده است.

$$Trend(t) = \quad 100. \ \frac{close(t) - close(t-1)}{close(t)} \qquad (5)$$

متغیر فازی $L_{difopen}(t)$: این متغیر، اختلاف (درصد) میان مقدار کمینه کند استیک در دوره قبل $(t-1)$و مقدار نقطه آغازین در شمع فعلی (t) را محاسبه می‌کند.

$$L_{difopen}(t) = \begin{cases} 0 & if \ \ low(t-1) \leq open(t) \\ 100. \ \frac{low(t) - \ open(t-1)}{low(t)} & in \ other \ case \end{cases} \qquad (6)$$

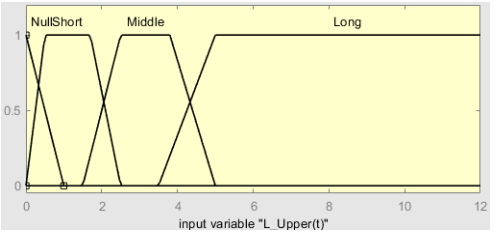
متغیر فازی $L_{difcentral}(t)$: این متغیر، اختلاف (درصد) میان مقدار نقطه پایانی کند استیک در دوره فعلی (t)و مقدار نقطه مرکزی در کندل استیک در دوره فعلی $(t-1)$ را محاسبه می‌کند.

$$L_{difcentral}(t) = \begin{cases} 0 & if \quad close(t) \leq \frac{open(t-1) + \ close(t-1)}{2} \\ 100. \ \frac{close(t) - (open(t-1) + \ close(t-1))/2}{close(t)} & in \ other \ case \end{cases} \qquad (7)$$

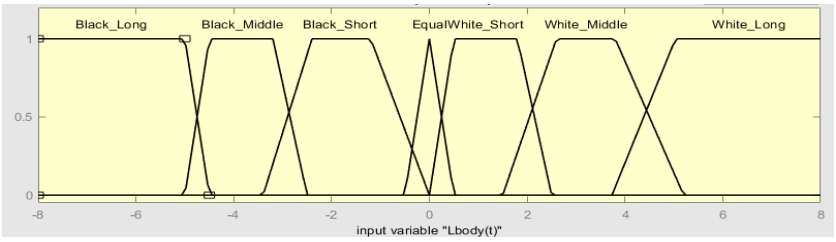
توابع عضویت در نظر گرفته شده برای تمام متغیرهای زبانی فازی از نوع ذوزنقه می‌باشد و تفاوت از نظر تعداد و مقادیر توابع عضویت در نظر گرفته شده برای متغیرهای فازی می‌باشد. با توجه به نقش هر یک از متغیرهای زبانی فازی، تعداد توابع عضویت متفاوتی براشان تعریف شده است. متغیر فازی مربوط به سایه پایینی و بالایی الگو $L_{upper}(t)$ و $L_{upper}(t)$ متغیربا چهار تابع عضویت ذوزنقه ای با نام‌های 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 نام‌های EQUAL, WHITE_SHORT, BLACK_LONG, BLACK_MIDDLE, BLACK_SHORT, WHITE _MIDDLE, WHITE _LONG, در نظر گرفته شده است. رنج مقادیر توابع عضویت برای متغیرهای فازی بدنه کندل در بازه [-8,8] تعیین شده است. متغیر فازی$Trend(t)$ با هفت تابع تعلق با نام‌های LONG _BEARISH, MIDDLE_ BEARISH, SHORT_ BEARISH,NULL, SHORT _ BULLISH, MIDDLE _ BULLISH, LONG _BULLISH متغیر تعیین شده است. رنج مقادیر توابع عضویت برای این متغیر فازی در بازه [-9,9] تعیین شده است. متغیر فازی$L_{gap}(t)$ چهار تابع تعلق NULL, SHORT, MIDDLE, LONG تعیین شده است رنج

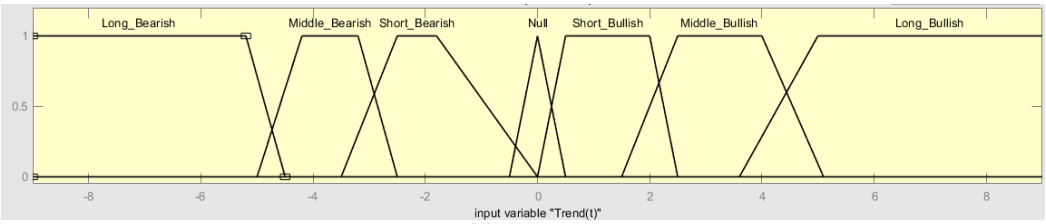
مقادیر توابع عضویت برای این متغیر فازی در بازه [0,11] تعیین شده است.متغیر فازی $L_{difopen}(t)$ و $L_{difCENTRAL}(t)$ با چهار تابع تعلق NULL, SHORT, MIDDLE, LONG تعیین شده است. رنج مقادیر توابع عضویت برای این متغیر فازی در بازه [0,11] تعیین شده است. شکل ۲ توابع عضویت های ذوزنقه ای طراحی شده برای برخی از متغیرها را نشان می‌دهد. شکل۲ توابع عضویت متغیرهای$L_{lower}(t)$ ، $L_{difopen}(t)$ و $L_{difCENTRAL}(t)$ و $L_{gap}(t)$ مشابه با متغیر $L_{upper}(t)$ می‌باشد با این تفاوت که بازه های شان با یک دیگر فرق دارد.



الف. $L_{upper}(t)$



ب. $L_{body}(t)$



پ. $Trend(t)$

شکل۲ : نمایش توابع عضویت فازی تعیین شده برای برخی از پارامترها

بهینه سازی توابع عضویت ورودی‌های فازی

پس از طراحی توابع عضویت مربوط به هر یک از الگوها، در این مرحله به بهبود توابع عضویت فازی متغیرهای ورودی کندل استیک‌ها با استفاده از الگوریتم فرااابتکاری کرم شب تاب و مورچگان پرداخته می‌شود.

الگوریتم کلونی مورچگان

روش کلونی مورچگان برای بهینه سازی مسائل به ترتیب زیر است: ابتدا یک کلونی/جمعیت از عامل‌های مصنوعی که راه حل‌های ممکن را نشان می دهند به طور تصادفی ایجاد شده و مقادیر فرومون مقداردهی اولیه می‌شوند. سپس در حلقه تکاملی، مقادیر فرومون با توجه به افراد کلونی به روزرسانی می‌شوند. سازنده راه حل کلونی مورچگان براساس این مقادیر جدید یک راه حل عملی برای هدف مساله می‌سازد. این راه حل جدید همراه با افراد موجود در کلونی، با دنبال کردن قوانینی مشابه رویه به روزرسانی جمعیت در الگوریتم ژنتیک، یک کلونی/جمعیت جدید از مورچه ها (راه حل‌ها) را می‌سازند. این فرایند تا رسیدن به شرایط خاتمه تکرار می‌شود.

بهینه سازی کرم شب تاب

الگوریتم کرم شب تاب اولین بار توسط محقق یانگ در سال ۲۰۱۰ ارائه شد. مرحله بروز رسانی موقعیت در الگوریتم کرم شب تاب از فرمول ۱۱ محاسبه می‌شود.

$$X_{j,k,i}^{new} = X_{j,k,i} + \beta_0 e^{-y} r_{j,besti}^2 \left(X_{j,ki} - X_{j,best,i}\right) + \alpha\left(rand - \frac{1}{2}\right) \quad (8)$$

به طوریکه $\beta_0 e^{-y}$ ضریب جذب، $X_{j,best,i}$ معادل با مقدار متغیر j برای بهترین راه حل، $X_{j,k,i}^{new}$ معادل با مقدار بروز شده $X_{j,k,i}$ و $r_{j,besti}^2$ 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 نزدیک‌تر شدن راه حل به سمت بهترین پاسخ می‌باشد و شرط خاتمه بهینه سازی رسیدن به بیشینه تکرار می‌باشد.

بیان موقعیت هر راه حل

موقعیت هر راه حل (ذره) در فضای مسئله بهینه سازی کرم شب تاب و مورچگان 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.

از این زیر بخش برای بهینه سازی توابع عضویت هر یک از کندل استیک‌های فازی شده استفاده می‌شود. از آنجایی که برای بهینه‌سازی کندل استیک‌های ژاپنی به فازی‌سازی هر یک از آن‌ها پرداخته شده است، برای این منظور ابتدا به فازی‌سازی کندل استیک‌های ژاپنی پراخته می‌شود، پس از تعریف فازی سازی فضای کندل استیک‌ها، قوانین فازی تشکیل شده و به پیشبینی قیمت سهام می‌پردازد.

برای فازی سازی فضای کند استیک‌ها نیاز به طراحی توابع عض ویت برای هر یک از داده های ورودی کندل استیک (یا ویژگی‌های کندل استیک) می‌باشد، طراحی توابع عضویت در بخش ۳-۱ انجام میگیرد. در ادامه به شرح جزئیات موقعیت هر راه حل در بهینه سازی کرم شب تاب و مورچگان برای بهینه سازی توابع عضویت متغیرهای کندل استیک فازی شده پرداخته شده است.

به عنوان مثال اگر متغیر کندل استیک فازی $L_{upper}(t)$ در بخش ۳-۱ را در نظر بگیریم، انگاه از انجایی که این متغیر حاوی چهار تابع عضویت از نوع ذوزنقه ای و با نامهای به ترتیب ذوزنقه ای با نامهای NULL، SHORT، MIDDLE و LONG، می‌باشد، از انجایی که هر تابع عضویت ذوزنقه ای حاوی چهار نقطه (مقدار) می‌باشد، به ازای متغیر فازی $L_{upper}(t)$ که دارای چهار تابع عضویت ذوزنقه‌ای 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 کرم شب تاب و مورچگان معادل با یک رشته ای با طول ۱۶ می‌باشد بطوریکه هر عنصر از رشته معادل با یک نقطه عضویت از توابع عضویت مربوط به متغیر فازی $L_{upper}(t)$ می‌باشد. شکل ۳ یک نمونه از موقعیت یک راه حل در فضای بهینه سازی کرم شب تاب و مورچگان برای بهینه سازی متغیر فازی $L_{upper}(t)$ در سیستم معامله فازی را نشان می‌دهد.

متغیر فازی L_{upper}

One				Two				Three				Four			
۰,۲	۵,۹	۷,۶	۱,۸	۰,۱	۳,۹	۴,۶	۱,۸	۷,۸	۷,۹	۰,۲	۰,۷	۶,۹	۲,۱	۲,۴	۴,۹

شکل۳- موقعیت یک راه حل در بهینه سازی تابع عضویت برای متغیر فازی $L_{upper}(t)$

تابع شایستگی

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

الگوریتم ۱ که نشان دهنده بهینه سازی توابع عضویت متغیرهای کندل استیک فازی با استفاده از الگوریتم بهینه سازی کلونی مورچگان است، در ادامه شرح داده شده است:

بنابراین الگوریتم کلونی مورچگان به شرح زیر می‌باشد :

۱. مقدار دهی تصادفی برای تعیین مقادیر فرومون روی یال‌ها مطابق با گام ۳-۲-۱ و فرمول ۹

$$p_{i,j}^{k}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^{\alpha}.[n_{ij}]^{\beta}}{\sum_{l\in N_i^k}[\tau_{il}(t)]^{\alpha}.[n_{il}]^{\beta}} \qquad (9)$$

۲. مراحل زیر بریا هر مورچه m انجام می‌شود : ساخت مسیر $x(k,t)$ برای مورچهk ام باتوجه به فرمول احتمال $p_{i,j}^{k}(t)$

- محاسبه شایستگی مسیر ساخته شده $f\left(x(k,t)\right)$ براساس بخش ۳-۲-۲
- تبخیر فرومون در همه یال‌ها $\tau_{ij}(t) = [1-p]\tau_{ij}$

۳. تکرار مرحله زیر برای همه m مورچه

- بروزرسانی مقدار فرومون یال‌های مسیر ساخته شده توسط مورچه kام به صورت

$$\tau_{il}(t) = [1-p].\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^{m}\Delta\tau_{ij}^{k} \qquad (10)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{k} = 1/L_k \qquad (11)$$

الگوریتم۱. بهینه سازی توابع عضویت الگوهای شمعدان فازی با استفاده از کلونی مورچگان

L_k طول تور مورچه kام، m تعداد مورچه ها، می‌باشد.

الگوریتم ۲ بیانگر بهینه سازی توابع عضویت متغیرهای کندل استیک فازی با استفاده از الگوریتم بهینه سازی کرم شب تاب است.

۱. بیشینه تکرار و تعداد راه حل‌ها در فضای جست جو تعیین می‌شوند. جمعیت اولیه راه حل‌ها یعنی $i = 1, \dots, n$ ، x_i 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 ۳-۲-۱ براساس فرمول ۸ (بروزرسانی موقعیت کرم شب تاب) تعیین می شوند. هر راه حل بیانگر توابع عضویت فازی بهینه شده از کندل استیک‌های فازی می‌باشد.

۳. شایستگی هر راه حل با استفاده از دقت سیسم فازی محاسبه می‌شود (گام ۳-۲-۲). دقت سیستم معاملات فازی پس از تشکیل قوانین براساس توابع عضویت های بهینه شده در گام ۳-۲-۱ (فرمول ۸) و تصمیم گیری خروجی براساس قوانین تشکیل شده حاصل می‌شود.

۵. تکرار را t=1 قرار دهید.

۶. حلقه i به ازای تمام راه حل‌ها در مسئله ایجاد می‌گردد، حلقه درونی j به ازای تمام راه حل‌ها منهای یک ایجاد می‌گردد.

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

۸. مقدار پارامتر جذابیت محاسبه و به روزرسانی می‌شود.

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

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

۱۱. 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.

الگوریتم۲. بهینه سازی توابع عضویت الگوهای شمعدان فازی با استفاده از مبتنی بر کرم شب تاب

خروجی فازی

خروجی فازی با پیش بینی روند صعودی قیمت حاصل می‌شود. خروجی سیستم، متغیری فازی با شش تابع تعلق ذوزنقه ای با نام‌های 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.

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

قوانین فازی

برای هر یک از الگوهایی ماروبزو، چکشی و سوزنی یک سیستم فازی طراحی شده است و هر سیستم فازی دارای ورودی‌هایی است، سیستم فازی مربوط به الگوی ماروبزو، از پارامترهای سایه پایینی، بالایی، شکاف و بدنه کندل استیک برای طراحی ورودی‌های سیستم فازی ماروبزو استفاده شده است. علت این نوع انتخاب در وابستگی الگوی ماروبزو به اندازه شکاف میان کندل استیک‌های ماروبزو سفید یا سیاه روز اول و روز بعدی می‌باشد. در واقع هرچه شکاف میان کندل استیک‌های روز اول و بعد بیشتر باشد، این الگو عملکرد مناسب تری خواهد داشت. سیستم فازی مربوط به الگوی چکشی، از

پارامترهای سایه پایینی، بالایی، روند و بدنه کندل استیک برای طراحی ورودی‌های سیستم فازی چکشی استفاده شده است زیرا انعطاف پذیری این الگو نسبت مستقیمی با طول سایه پایینی کندل استیک و بدنه اش دارد، بطوریکه هرچه سایه پایینی بزرگ تر باشد، پاسخ بهتری خواهد داد. سیستم فازی الگوی سوزنی از پارامترهای شکاف و بدنه کندل استیک و اختلاف میان مقدار کمینه کند استیک در دوره قبل و اختلاف میان مقدار نقطه پایانی کند استیک در دوره فعلی به عنوان ورودی استفاده می‌کند. بنابراین قوانین سیستم‌های فازی ماروبزو، چکشی و سوزنی با توجه به ورودی‌های طراحی شده برای هر یک از سیستم‌ها تعیین خواهد شد. برای هر یک از سیستم‌های طراحی شده بیش از هزار نوع قانون تولید خواهد شد که در این روش صرفا ان دسته از قوانین مفید براساس دانش خبره لحاظ شده است. قوانین طراحی شده برای هر یک از سیستم‌های فازی الگوی ماربزو، چکشی و سوزنی در شکل۴ 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

Lupper (t)	Llower (t)	Trend (t−2)	Trend (t−1)	Trend (t)	Lbody (t)	Bullish
NULL	LONG or MIDDLE	BEARISH	BEARISH	SHORT_BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	HIGH
NULL	SHORT	BEARISH	BEARISH	SHORT_BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	MEDIUM_HIGH
SHORT	LONG or MIDDLE	BEARISH	BEARISH	SHORT_BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	MEDIUM
NULL	LONG or MIDDLE	BEARISH	BEARISH	MIDDLE or LONG BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	MEDIUM
NULL	SHORT	BEARISH	BEARISH	MIDDLE or LONG BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	MEDIUM_LOW
SHORT	LONG or MIDDLE	BEARISH	BEARISH	MIDDLE or LONG BEARISH	WHITE_SHORT, BLACK_SHORT or EQUAL	LOW
in other case						HOLD

ب. چکشی

Ldifopen (t)	Ldifcentral (t)	Trend (t−2)	Trend (t−1)	Trend (t)	Lbody (t−1)	Bullish
SHORT	SHORT	BEARISH	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	LOW
SHORT	MIDDLE	BEARISH	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM_LOW
SHORT	LONG	–	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM
MIDDLE	SHORT	BEARISH	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM_LOW
MIDDLE	MIDDLE	–	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM
MIDDLE	LONG	–	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM_HIGH
LONG	SHORT	–	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM
LONG	MIDDLE	–	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	MEDIUM_HIGH
LONG	LONG	–	BEARISH	BEARISH	BLACK_MIDDLE or BLACK_LONG	HIGH
in other case						HOLD

ج. سوزنی

شکل۴ : قوانین تصمیم گیری برای هر یک از الگوهای ماروبزو، چکشی و سوزنی

یافته‌های پژوهش

برای تست سیستم پیش بینی معاملات مبتنی بر کندل استیک‌های فازی بهبود یافته با روش فراابتکاری کرم شب تاب و مورچگان از پایگاه داده بازار سهام چند شرکت بزرگ بورس ایران در بازه

زمانی ۱۳۹۶ الی ۱۳۹۸ استفاده شد. عملکرد روش‌های پیشنهادی با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفته است. داده‌های در بازه ۱۳۹۶ تا سال ۱۳۹۷ به عنوان داده های مورد استفاده در مجموعه آموزشی و داده‌های یک سال مربوط به بازه فرودین الی بهمن ۱۳۹۸ به عنوان داده های مورد استفاده در مجموعه تست انتخاب شدند. برای مقایسه از چندین شاخص عملکرد استفاده شده است.

از جمله بحث‌های مهم درحین ارزیابی مدلی برای پیش بینی سری‌های زمانی معاملات، بحث سنجش عملکرد مدل پیشنهادی بر روی داده های معاملات سهام است که به آن پس آزمایی می‌گویند. از آنجایی که در این پیشنهاد از روش یادگیری ماشین هوشمند مبتنی بر سیستم فازی برای مدلسازی و تحلیل سری‌های زمانی معاملات سهام استفاده شده است، یکی از راه های ارزیابی عملکرد روشهای یادگیری ماشین، روش تفکیک داده ها (معاملات سهام) به نمونه آموزشی-تست میبباشد. در این روش تمام معاملات سهام به دو مجموعه آموزشی و مجموعه تست تفکیک می‌شوند مجموعه آموزشی حاوی معاملاتی‌اند که روش مبتنی بر سیستم تصمیم گیری فازی بر روی آنها آموزش داده می‌شود و برای آماده سازی مدل پیشنهادی بکار می‌رود و مجموعه تست حاوی معاملاتی است که صرفا برای ارزیابی روش پیشنهادی آموزش یافته با مجموعه آموزشی بکار می‌رود، به عبارتی دیگر روش مبتنی بر سیستم فازی با مجموعه معاملات موجود در بخش آموزشی، آموزش داده می‌شود و مجموعه تست با مراجعه به بخش آموزش یافته به تصمیمات سرمایه‌گذاری و پیش‌بینی قیمت سهام می‌پردازد. راه‌های مختلفی برای تفکیک معاملات سهام به مجموعه های آموزشی و تست دارد از جمله روش اعتبارسنجی متقابل از نوع فولد **k**، روش ۷۰ به ۳۰ درصد یا ۹۰ به ۱۰ درصد بطوریکه در این مقاله ۹۰ درصد مجموعه معاملات سهام به عنوان مجموعه آموزشی و مابقی به عنوان مجموعه تست برای ارزیابی روش پیشنهادی بکار رفته است.

برای مقایسه روشها با یکدیگر از چندین شاخص عملکرد استفاده شده است. از چندین معیار برای ارزیابی روش پیشنهادی پرداخته شده است که ادامه به شرح هر یک از آن‌ها پرداخته شده است :

شاخص Avg profit trade: نشان دهنده متوسط سود در هر معامله است که از تجزیه کل سود حاصل از هر معامله بر تعداد معاملات موفق حاصل می‌شود. با مراجعه به این شاخص می‌توان درصد سودی که از یک معامله موفق انتظار می‌رود را پیش بینی کرد.

شاخص Avg loss trade : نشان دهنده متوسط ضرر در هر معامله است که از تجزیه کل ضررهای حاصل از هر معامله بر تعداد معاملات از دست رفته حاصل می‌شود.

خطای MRE به معنای میانگین خطای نسبی می‌باشد که بر اساس اختلاف میان قیمت پیش بینی شده و قیمت واقعی سهام در دوره‌های زمانی مربوطه تقسیم بر قیمت واقعی سهام در دوره زمانی در نظر گرفته شده حاصل می‌شود. لازم به ذکر است که مقدار واقعی هیچ کمیتی به طور دقیق معلوم نمی‌باشد؛ منظور از مقدار واقعی یک کمیت، مقداری است که از دقیق‌ترین آزمایش انجام شده برای اندازه‌گیری آن کمیت تا کنون گزارش شده است و یا مقدار تئوری ای که برای یک کمیت در نظر می‌گیریم. منظور از خطای نسبی حاصل تقسیم خطای مطلق بر مقدار واقعی کمیت است که معمولا بر حسب درصد نیز می‌توان بیان کرد و بدون بُعد است.

$$MRE \text{ درصدخطای نسبی} = \frac{\left|\text{نتیجه آزمایش} - \text{مقدارواقعی}\right|}{\text{مقدارواقعی}} \times = \frac{1}{n} \qquad (13)$$

جدول ۱ نشان دهنده مقادیر متوسط سود و زیان پیش بینی شده از روش پیشنهادی کندل استیک‌های بهینه شده با کرم شب تاب با تست بر روی معاملات انجام شده در سال ۹۸ (مجموعه تست) می‌باشد. مقادیر معیار متوسط سودها و ضررها بین ۰ و ۱ نرمال شده است. شرکت‌های برتر بورس ایران از جمله خلیج فارس، فولاد مبارکه و ذوب آهن اصفهان و شرکت ملی مس ایران، متوسط سود بالایی را حاصل نموده اند. نتایج پیش بینی بر روی مابقی شرکت‌ها نشان دهنده متوسط سود اندک می‌باشد. همچنین با توجه به مقادیر حاصل از شاخص های سود و زیان در جدول۱ مشخص می‌شود که روش سیستم تصمیم گیری فازی با کرم شب تاب، سود خالص بیشتر و با ریسک کمتری را پیش بینی نموده است، از اینرو میتوان به این نکته مهم پی برد که رفتار بسیار دقیقی در پیش بینی قیمت سهام داشته است.

جدول۱: شاخص متوسط سود و زیان در روش کندل استیک بهینه شده با کرم شب تاب

شماره	شرکت	Avg profit trade	Avg loss trade
۱	خلیج فارس	۰,۱۷	-۰,۱۵
۲	فولاد اصفهان	۰,۲	-۰,۱۷
۳	بانک تجارت	۰,۱۱	-۰,۴۰
۴	بانک صادرات	۰,۰۸	-۰,۲۰
۵	نفت ایرانول	۰,۰۹	-۰,۳۵
۶	نفت گاز پارسیان	۰,۲۲	-۰,۲۷
۷	صنایع مس	۰,۳۲	-۰,۱۸

۸	سر غدیر	۰,۰۷	-۰,۷۱
۹	ذوب آهن اصفهان	۴,۱	-۰,۴۳
۱۰	مخابرات ایران	۱,۴۵	-۰,۶۰
۱۱	بانک پاسارگاد	۰,۷۴	-۰,۳۰
۱۲	بانک خاورمیانه	۰,۴۵	-۰,۲۱
۱۳	فولاد کاوه کیش	۰,۲۳	-۰,۶۶
۱۴	چادرملو	۰,۹۰	-۰,۱۹
۱۵	معدنی و صنعتی گل مهر	۰,۶۰	-۰,۴۴
۱۶	صنعتی بوتان	۰,۱۲	-۰,۷۱
۱۷	پتروشیمی شازند	۰,۱۴	-۰,۳۶
۱۸	پتروشیمی پارس	۰,۰۷	-۰,۲۲
۱۹	ایران تایر	۰,۱۰	-۰,۳
۲۰	سیمان هرمزگان	۰,۰۹	-۰,۱۷
۲۱	سیمان تهران	۰,۰۴	-۰,۰۹
۲۲	نفت تهران	۰,۱	-۰,۱۱

جدول ۲ نشان دهنده مقادیر متوسط خطای نسبی پیش بینی قیمت سهام با استفاده از روش‌های پیشنهادی سیستم تصمیم گیری فازی با کرم شب تاب و مورچگان می‌باشد. عملکرد مدل پیش بینی پیشنهادی با استفاده از متوسط خطای نسبی محاسبه شد، متوسط خطای نسبی با محاسبه میزان انحراف قیمت پیش بینی شده سهام و قیمت واقعی سهام به ارزیابی مدل پیش بینی می‌پردازد. از انجایی که اکثر محققان رنج مناسب تعداد راحلها در روش فراابتکاری را ۲۰ الی ۶۰ راه حل پیشنهاد می‌کنند. برای تعیین تعداد راه حل‌های بهینه از سعی و خطا استفاده شد بطوریکه پس از آزمایش‌های سعی و خطا نشان داده شد خطای نسبی از رنج ۲۰ الی ۵۰ روندی نزولی را طی نموده و در تنظیم با ۵۰ راه حل در بخش روش فراابتکاری به کمترین مقدار خطا می‌رسد. همچنین با در نظرگرفتن ۵۰ راه حل در بخش فراابتکاری، متوسط خطای پیش بینی قیمت سهام بر روی شرکت‌های معتبری همچون خلیج فارس، فولادمبارکه، مس و ذوب اصفهان بسیار اندک بوده است و نشان از پیش بینی دقیقتر روش بر روی این شرکت‌های برتر ایرانی در مقایسه با شرکت‌های دیگر می‌باشد، علت تشخیص دقیق را می‌توان در تعداد بسیار سهم های معامله شده در این شرکت‌های برتر دانست زیرا افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی به مراتب در پیش بینی دقیقتر نمونه‌های تست تاثیرگذار خواهد بود. همانطور که اشاره شد برای تنظیم مقادیر پارامترهای تنظیمی از جمله تعداد راه حل‌ها و بیشینه تکرار الگوریتم از

آزمون سعی و خطا بهره گرفته شد، مقادیر مناسب هر یک از این راه حل‌ها به ترتیب ۵۰ و ۱۰۰ می‌باشد. روش پیشنهادی در تکرار ۱۰۰ به همگرایی رسیده و دچار تغییر نخواهد شد، کمینه ترین خطای حاصل شده در حالت همگرایی راه حل‌ها به ازای ۵۰ راه حل در روش فراابتکاری مبتنی بر ذره می‌باشد.

جدول۲ : معیار متوسط خطای نسبی به ازای ۵۰ راه حل در روش فرابتکاری و بیشینه تکرار ۱۰۰

شرکت	کندل استیک+ کرم شب تاب	کندل استیک+ مورچگان
خلیج فارس	-۰,۰۱۴۳	۰,۰۲۲۶
فولاد اصفهان	-۰,۰۱۴۱	۰,۰۱۶۷
بانک تجارت	۰,۰۱۰۰	۰,۰۲۵۷
بانک صادرات	۰,۰۲۲۰	۰,۰۴۱۱
نفت ایرانول	-۰,۰۰۳۷	-۰,۰۳۴۳
نفت گاز پارسیان	۰,۰۰۴۳	۰,۰۰۶۵
صنایع مس	-۰,۰۱۶۳	۰,۰۳۲۶
سر غدیر	-۰,۰۱۴۱	-۰,۰۳۱۲
ذوب آهن اصفهان	۰,۰۰۶۸	-۰,۰۳۵۹
مخابرات ایران	۰,۰۰۱۱	۰,۰۰۵۱
بانک پاسارگاد	۰,۰۴۷۱	۰,۶۲۱
بانک خاورمیانه	۰,۰۰۸۷	۰,۰۰۲۰
فولاد کاوه کیش	-۰,۰۱۲۰	-۰,۰۵۰۰
چادرملو	۰,۰۱۳۸	۰,۰۲۴۳
معدنی و صنعتی گل مهر	-۰,۰۱۴۸	۰,۰۱۰۰
صنعتی بوتان	۰,۰۰۷۲	-۰,۰۱۳۹
پتروشیمی شازند	۰,۰۰۷۰	۰,۰۰۹۹
پتروشیمی پارس	-۰,۰۰۱۴	-۰,۰۰۱۷
ایران تایر	۰,۰۰۷۲	-۰,۰۰۳۴
سیمان هرمزگان	-۰,۰۱۲۲	-۰,۰۰۲۵
سیمان تهران	۰,۰۰۴۵	۰,۰۰۴۱
نفت تهران	۰,۰۰۹۸	۰,۰۱۷۳

نتیجه گیری

سیستم‌های فازی علاوه بر ارائه تصمیم گیری و پیش‌بینی قوی‌تر، مشکلات رایج مدل‌سازی کلاسیک از جمله پایایی و ناپایی سری‌های زمانی را ندارند و از این لحاظ همانند مدل‌سازی کلاسیک، برای رفع چالش‌هایی از جمله ناهمسانی واریانس، خود همبستگی و هم خطی، نیازمند آماده سازی سری‌های زمانی متغیرهای مالی نیستند. عملکرد دقیق سیستم‌های فازی همراه با روش‌های فراابتکاری در مقایسه با سایر روش‌های معمول نشان دهنده وجود روابط غیر خطی میان متغیرها است. در این مقاله به بررسی توانایی روش‌های هوشمند از جمله روش بهینه سازی فراابتکاری مبتنی بر ذره برای بهینه‌سازی سیستم تصمیم‌گیری فازی با کاربرد در زمینه تصمیمات سرمایه‌گذاری و پیش بینی قیمت سهام بورس شرکت‌های برتر ایران پرداخته شد. به عبارتی دیگر از روش فراابتکاری کرم شب تاب و مورچگان برای پیاده‌سازی و بهبود سیستم‌های معاملات هوشمند مبتنی بر الگوهای کندل استیک پویاشده با منطق فازی استفاده شده است. در روش‌های پیشنهادی از رویکرد رپر برای بهینه سازی کندل استیک‌های فازی با کاربرد در پیش بینی قیمت سهام استفاده شد بدینصورت که توابع عضویت فازی کندل استیک‌های پویا شده را به عنوان تابع شایستگی الگوریتم‌های بهینه سازی کرم شب تاب و مورچگان در نظر گرفته و بهینه می‌کند، به عبارتی دیگر با تنظیم دقیق توابع عضویت هر یک از الگوهای کندل استیک با استفاده از روش کرم شب تاب و کلونی مورچگان منجر به پویاسازی دقیقتر الگوهای کندلی از طریق منطق فازی می‌گردد. نتایج حاصل از تحلیل یافته‌ها نشان دهنده متوسط خطای نسبی کم روش‌های پیشنهادی می‌باشد، همچنین روش کندل استیک بهینه شده با کرم شب تاب دارای متوسط خطای پیش بینی نزدیک بهم در مقایسه با کندل استیک بهینه شده با روش مورچگان در پیش بینی قیمت سهام شرکت‌های برتری همچون پتروشیمی خلیج فارس، مس، مبارکه و ذوب اهن اصفهان می‌باشد و در موارد دیگر تفاوت میان خطای پیش بینی حاصله از روش کرم شب تاب و مورچگان چشمگیرتر می‌باشد. پیشنهاد اینده توسعه روش پیشنهادی به بهینه سازی وزن‌ها در شبکه‌های یادگیری عمیق با کاربرد در پیش بینی قیمت سهام می‌باشد. اگرچه شبکه‌های عمیق زمان بسیار زیادی صرف تحلیل روابط میان متغیرهای تاثیر گذار در پیش بینی می‌گردد و دارای پیچیدگی زمانی بسیار بالایی می‌باشد اما شبکه‌های عمیق با دقت بالاتری به تحلیل روابط میان متغیرهای مستقل پرداخته و انتظار می‌رود نتایج را بهبود ببخشد.

منابع

R. Naranjo and M. Santos, "Fuzzy candlesticks forecasting using pattern recognition for stock markets," in International Joint Conference SOCO'16-CISIS'16-ICEUTE'16, 2016: Springer, pp. 323-333.

S. Thammakesorn and O. Sornil, "Generating Trading Strategies Based on Candlestick Chart Pattern Characteristics," in Journal of Physics: Conference Series, 2019, vol. 1195, no. 1: IOP Publishing, p. 012008

K. Michell and W. Kristjanpoller, "Generating trading rules on US Stock Market using strongly typed genetic programming," Soft Computing, pp. 1-18, 2019

C. Dong and F. Wan, "A fuzzy approach to stock market timing," in 2009 7th International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS), 2009: IEEE, pp. 1-4

R. Arévalo, J. García, F. Guijarro, and A. Peris, "A dynamic trading rule based on filtered flag pattern recognition for stock market price forecasting," Expert Systems with Applications, vol. 81, pp. 177-192, 2017

K. Lee and G. Jo, "Expert system for predicting stock market timing using a candlestick chart ",Expert systems with applications, vol. 16, no. 4, pp. 357-364, 1999

V. Vella and W. L. Ng, "Improving risk-adjusted performance in high frequency trading using interval type-2 fuzzy logic," Expert Systems with Applications, vol. 55, pp. 70-86, 2016

R. Naranjo, J. Arroyo, and M. Santos, "Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks," Expert Systems with Applications, vol. 93, pp. 15-27, 2018

ح. خنجرپناه, د. دوروش, س. شوال پور, و آ. جبارزاده, "کاربرد روش تکنیکال برای پیش‌بینی قیمت سهام: رویکرد مدل‌های احتمال غیرخطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی," راهبرد مدیریت مالی, دوره ۶، شماره ۳، صفحه۵۹-۷۹، پائیز ۱۳۹۷.

س. فلاح پور و ج. علی پور ریکنده, "پیش‌بینی شاخص سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی موجکی در بورس اوراق بهادار تهران," راهبرد مدیریت مالی, دوره ۲، شماره ۴، صفحه ۱۵-۳۱، زمستان ۱۳۹۳

یادداشت‌ها :

1 .Rodrigo Naranjo
2 .Siriporn Thammakesorn
3 .Kevin Michell
4 . Zhi Liu
5 .Siddheshwar Chopra
6 . Dong
7 . Arévalo
8 . Lee
9 .VinceVella