فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و هشتم / پائیز ۱۴۰۰

پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران
با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری

تاریخ دریافت مقاله : ۱۴۰۰/۰۱/۱۷ تاریخ پذیرش مقاله : ۱۴۰۰/۰۳/۱۸
احمد ناطق گلستان

چکیده

پیش‌بینی شاخص کل قیمت به عنوان یکی از چالش برانگیزترین مباحث مالی مورد توجه قرار گرفته است و صحت این پیش‌بینی‌ها برای بهبود استراتژی‌های معاملاتی و سرمایه‌گذاری در بورس بسیار مهم است. هدف اصلی این تحقیق پیش‌بینی شاخص کل قیمت بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از روش‌های هوشمند است. جهت مدل‌سازی از الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری استفاده شده است. در این تحقیق داده‌های شاخص کل قیمت بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی فروردین ماه ۱۳۸۵ تا اسفند ماه ۱۳۹۷ جمع‌آوری شده است. سپس با استفاده از داده‌های شاخص کل قیمت (شامل بالاترین قیمت، پایین‌ترین قیمت، قیمت بسته‌شدن و تعداد سهام معامله شده) و بوسیله نرم افزار اکسل مقادیر۸ شاخص تکنیکال به عنوان ورودی الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری محاسبه شده و در نهایت بوسیله نرم افزار متلب اقدام به پیش‌بینی شاخص کل قیمت شده است. نتیجه تحقیق نشان می‌دهد که الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری با دقت ۹۷ درصد توانایی پیش‌بینی شاخص کل قیمت بورس اوراق بهادار تهران را دارد.

کلمات کلیدی

بورس اوراق بهادار، بهینه‌سازی کاوش باکتری، پیش‌بینی، شاخص سهام.

استادیار، گروه مدیریت، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، خراسان رضوی، ایران. a.nateq@gmail.com

مقدمه

در طول تاریخ انسانها همیشه به دنبال پیش‌بینی بوده‌اند و بررسی متون گذشتگان مؤید این نظر است. امروزه بنا به اهمیت موضوع پیش‌بینی، زمینه‌های مختلف علوم بشری در هر گرایشی، سعی دارند به نوعی روی این مسئله کارکنند. پیش‌بینی وضعیت آب و هوا، پیش‌بینی وضعیت آینده جوامع بشری، پیش‌بینی وضعیت اقتصادی و نمونه‌های دیگری که حتماً برای افراد دارای سابقه ذهنی می‌باشد. از طرفی هر چه پیش‌بینی دقیق‌تر باشد، ریسک ناشی از تصمیم‌گیری در شرایط عدم اطمینان کاهش می‌یابد و بدین ترتیب تصمیم کارا و اثربخش خواهد بود. یکی از حوزه‌هایی که امروزه پیش‌بینی در آن از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، بازارهای سرمایه است. یکی از اجزای مهم این بازارها، بازار بورس اوراق بهادار به عنوان سازمانی در جهت جمع‌آوری پس‌اندازها و هدایت آن به سمت سرمایه‌گذاری مولد و مفید مطرح است. یکی از وظایف این بازار کمک به عادلانه نمودن قیمت اوراق بهادار و سرعت بخشیدن به معاملات است (داورزاده، ۱۳۸۶).

شاخص قیمت سهام در تمامی بازارهای مالی به منزله یکی از مهم‌ترین معیارهای سنجش عملکرد بورس اوراق بهادار از اهمیت بالایی برخوردار است. شاید مهم‌ترین دلیل این توجه، این باشد که شاخص یاد شده از جمع‌بندی حرکت‌های قیمتی سهام تمامی شرکت‌ها یا طبقه خاصی از شرکت‌های موجود در بازار به‌دست می‌آید و در نتیجه، بررسی جهت و اندازه حرکت‌های قیمتی را در بازار سهام امکان‌پذیر می‌سازد (راعی و پویان فر، ۱۳۹۵).

مطالعه پیرامون موضوع‌های وابسته به بورس از اهمیت بالایی برخوردار است. یکی از مشکلات اساسی عدم شفافیت بازار است که باعث افزایش ریسک و عدم مشارکت سرمایه‌گذاران و در نتیجه کاهش رونق بازار می‌گردد. در گذشته که روش‌های ابتکاری و هوش مصنوعی متداول نشده بود، در ارتباط با پیش‌بینی شاخص سهام معمولاً از روش‌های اندازه‌گیری خطی مانند رگرسیون[۱] در پژوهش‌های بسیاری استفاده شده است. امروزه، با رشد روش های هوش مصنوعی زمینه وسیعی برای تحقیقات آینده فراهم ساخته است. کاربرد روش‌های هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی[۲]، الگویتم ژنتیک[۳]، الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری[۴] و... به دلیل کارایی بالا و همچنین فارغ بودن از مفروضات محدودکننده‌ی موجود در روش‌های آماری، توانسته جایگاه خود را در علوم مختلف به‌ویژه در زمینه مالی باز کند. در حقیقت این مدل‌ها سیستمی هستند که یاد می‌گیرند و عملکرد حل مساله خود را با توجه به تجربیات گذشته بهبود می‌بخشند (آذر، افسر و احمدی، ۱۳۸۵).

در سال‌های اخیر، باگسترش الگوریتم‌های ریاضی و بهینه‌سازی تکاملی، مساله پیش‌بینی شاخص بورس در قالب یک مساله بهینه‌سازی مورد بررسی قرار گرفته است (ماجهی، پاندا، ماجهی و ساهو ، ۲۰۰۹). تاکنون به مبحث امکان پیش‌بینی شاخص سهام با الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته نشده است. دقت بالای این الگوریتم در پیش‌بینی با توجه به تحقیقات ماجهی، پاندا، ماجهی و ساهو (۲۰۰۹)، اسدزاده (۱۳۹۳)، گرد، وقفی، حبیب‌زاده بایگی و خواجه‌زاده(۱۳۹۴)، دارابی و حبیب‌زاده بایگی (۱۳۹۵) محقق را به پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از این الگوریتم علاقه‌مند نمود.

به کارگیری این روش در زمینه مورد پژوهش دارای نوآوری است. هدف اصلی پژوهش ارائه مدل جدیدی برای پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری می‌باشد که در نتیجه آن آگاهی دادن به سرمایه‌گذاران و فعالان بازار در خصوص تصمیم گیری‌های اقتصادی به منظور کسب بازده بیشتر برای حداکثر کردن ثروت آنان می‌باشد. از این رو، با در نظر گرفتن عوامل موثر بر شاخص سهام که از پژوهش‌های گذشته و نظر کارشناسان مالی استخراج شده است به پیش‌بینی می‌پردازد و در واقع تکمیل پژوهش‌های گذشته است. در ادامه پژوهش‌های انجام شده در موضوع‌های نزدیک به پژوهش در داخل و خارج کشور بررسی و سپس با معرفی مدل به کار رفته شده، روش پژوهش شرح داده شده و در نهایت، نتایج پژوهش و پیشنهادهای پژوهش بیان شده است.

مبانی نظری و مروری بر پیشینهء تحقیق

شاخص

کلمه شاخص[۵]به معنای نمودار یا نماینده می‌باشد. برای کسانی که با بورس اوراق بهادار سروکار دارند، داشتن معیاری جهت ارزیابی عملکرد بازار در هر دوره زمانی و امکان مقایسه آن با دوره‌های دیگر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. یکی از سودمندی‌های این مقایسه آن است که روند حرکت بازار مشخص می‌گردد و از این طریق می‌توان آن را با سایر بازارها مورد مقایسه قرار داد. شاخص مانند یک دماسنج وضعیت کلی اقتصاد و بازار را نشان می‌دهدکه از کاهش شاخص به معنای رکود اقتصادی و افزایش آن به مفهوم رونق اقتصادی برداشت می‌شود.

محاسبه شاخص برای هر شرکت، صنعت یا گروه امکان‌پذیر است و می‌توان آن را محاسبه نمود. همچنین انواع شاخص عبارتند از: شاخص کل قیمت[۶]، شاخص قیمت و بازده نقدی[۷]، شاخص

بازده نقدی[۸]

تحلیل های متنوعی در پیش بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار استفاده می گردد که تحلیل تکنیکال،بنیادین، سری‌های زمانی کلاسیک[۹] و روش‌های هوشمند[۱۰]

روش‌های هوشمند

هرچند از مدل‌های تکنیکی و بنیادی در پیش‌بینی بازار اوراق بهادار بسیاراستفاده شده‌است، به دلیل دارابودن پیش‌فرض‌های محدودکننده مانند خطی بودن، استقلال متغیرهای ورودی و... به محقق اجازه نمی‌دهند تا عوامل پیچیده و غیرخطی مؤثر بر پیش‌بینی را در نظر بگیرد (سعیدی و همکاران، ۱۳۹۱). به طور طبیعی، روش‌هایی قابلیت ماندگاری و کاربردی مناسب دارند که دارای کمترین خطا در پیش‌بینی باشند. تلاش‌های دانشمندان علوم ریاضی و سیستم‌های پویا منجر به معرفی و پیشنهاد تکنیک هوش مصنوعی[۱۱] برای پیش‌بینی در علوم مختلف به ویژه در اقتصاد گردید. تکنیک هوش مصنوعی، مشابه هوش و منطق انسان یاد می‌گیرد و با استفاده از آموخته‌های قبلی، عملکرد خود را برای حل مسئله بهبود می‌بخشد. این تکنیک به علت کارایی بالا و گستردگی کاربرد در سال‌های اخیر رشد بالایی را تجربه کرده‌است. امروزه توجه هوش مصنوعی بر روی روش‌هایی از قبیل شبکه عصبی مصنوعی[۱۲]، الگوریتم‌های فراابتکاری[۱۳]، منطق فازی[۱۴] تمرکزیافته‌است (هوآ[۱۵]و همکاران، ۲۰۰۷). در ادامه شماری از تکنیک‌های هوش مصنوعی به صورت خلاصه توضیح داده می‌شود.

الگوریتم‌های فراابتکاری با الهام‌گیری از سیستم‌های بیولوژیکی و فیزیکی موجود در طبیعت به‌وجود آمده اند، تعداد زیادی ذره در فضای مساله پخش شده و به طور همزمان به دنبال جواب بهینه سراسری می‌گردند. همانند طبیعت، در اینجا نیز هریک از این ذرات از هوش فردی بسیار کم و محدودی برخوردار است ولی به خاطر وجود یک همکاری دقیق و تبادل اطلاعات بین اعضا، مجموعه ذرات موفق به یافتن جواب بهینه می‌شوند. به عبارت دقیق‌تر این الگوریتم‌ها را می‌توان نوعی جستجوی تصادفی حافظه‌دار به حساب آورد (مریخ بیات،۱۳۹۱). معیارهای مختلفی برای طبقه‌بندی الگوریتم‌های فراابتکاری استفاده شده‌است یکی از معروف‌ترین آنها مبتنی بر یک جواب و مبتنی بر یک جمعیت می‌باشد. الگوریتم‌های مبتنی بر یک جواب، یک جواب اولیه را در فرایند جستجو بهبود می‌دهند، در حالی که در الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت، یک جمعیت از جواب‌ها در نظر گرفته می‌شود (صدیقی منش‌و همکاران،۱۳۹۲).

الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری

الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری نمونه‌ای از الگوریتم‌های فرا ابتکاری مبتنی بر جمعیت است. الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری یک الگوریتم بهینه‌سازی تکاملی است که توسط پاسینو در سال ۲۰۰۲ ارائه شده و مبتنی بر رفتارنوعی باکتری[۱۶] بنا نهاده شده است. در این الگوریتم جستجو در یک ابر فضا مبتنی بر چندین عملگر جدید اجرا می‌شود. الگوریتم مشابه سایر روش‌های بهینه‌سازی تکاملی دارای قابلیت تصادفی و تکرار هدفمند بوده و با ارضا شدن شرط توقف خاتمه می‌یابد.

ایده الگوریتم بر این واقعیت استوار است که در طبیعت، جانداران با روش غذایابی ضعیف احتمال انقراض بیشتری نسبت به جاندارانی با استراتژی غذایابی موفق دارند. پس از نسل‌ها ، جاندارانی با روش غذایابی ضعیف نابود شده و یا به حالت‌های بهتر تغییر شکل می‌دهند. روش غذایابی باکتری که در روده انسان زندگی می‌کند بر چهار مرحله استوار است. این مراحل عبارتند از: حرکت[۱۷]، عملکرد گروهی[۱۸]، تولید مثل[۱۹] و حذف پراکندگی[۲۰](ماجهی، پاندا، ماجهی و ساهو، ۲۰۰۹). برای پیاده‌سازی الگوریتم در عمل ابتدا جمعیت اولیه‌ای از باکتری‌ها به طور تصادفی تولید می‌شوند.

حرکت: در این مرحله باکتری‌ها شروع به جنبش و شنا می‌کنند. در واقع بسته به چرخش دم باکتری، باکتری جست و خیز کرده و شروع به حرکت می‌کند (جنبش). اگر در مسیر جدید مقدار غذا بهتر بود، باکتری شروع به حرکت در همان مسیر می‌کند (شنا). فرض کنید می‌خواهیم مقدار حداقل $J(\theta)\theta \square R^P$, را پیدا کنیم که در اینجا تابع هدف پرتفوی است. θ مکان باکتری (یا همان xi ها) و $J(\theta)$ نشان‌دهنده مقدار غذا (مقدار تابع هدف) در مکان θ است. $J(\theta)<0 J(\theta)>0$, $J(\theta)=0$, به ترتیب به این معنی می‌باشد که باکتری در مکان θ دارای غذای بد، خنثی و خوب است. برای انجام جنبش، یک بردار با طول واحد به نام $\emptyset(i)$ تولید می‌شود. این بردار برای تعریف جهت جدید حرکت باکتری بعد از انجام جنبش، به‌کار می‌رود. مکان جدید باکتری به صورت رابطه (۴) تعریف می‌شود:

$$\theta^i(j+1,k,l)=\theta^i(j,k,l)+C(i)\emptyset(i) \qquad \text{(رابطه ۴)}$$

که در آن $\theta^i(j,k,l)$ نشان‌دهنده مکان باکتری i ام در مرحله j ام، تولید مثل k ام و نابودی و پخش l ام می‌باشد. $C(i)$ اندازه حرکت باکتری در جهت حرکت $\emptyset(i)$ می‌باشد. اگر اندازه $\theta^i(j+1,k,l)$ کمتر از اندازه $\theta^i(j,k,l)$ باشد، آنگاه یک گام حرکت دیگر به اندازه $C(i)$در جهت $\emptyset(i)$ انجام می‌شود و باکتری شروع به شناکردن در جهت $\emptyset(i)$ می‌کند. این شناکردن تا زمانی‌که اندازه $J(\theta)$ کاهش می‌یابد و حداکثر تا ماکزیمم تعداد مراحل مجاز شناکردن ادامه می‌یابد و نشان می‌دهد که باکتری تا زمانی

که در جهت حرکت خود محیط بهتری از لحاظ غذا بیابد، به حرکت در همان جهت ادامه خواهد داد (بری و لینوف، ۱۹۹۷).

عملکرد گروهی: وقتی که یک باکتری مسیر بهتری برای غذا پیدا می‌کند، باکتری‌های دیگر را به سمت خود جذب کرده و باکتری‌ها سریع‌تر به محل غذای اصلی می‌رسند. عملکرد دسته جمعی سبب حرکت گروهی باکتری‌ها به سمت غذا می‌شود. اگر $p(j,k,l)=\{\theta^i(j,k,l)|i=1,2,\ldots,S\}$ را مجموعه مکان‌های باکتری فرض کنیم، عملکرد دسته جمعی به صورت رابطه (۵) می‌باشد:

$$J_{cc}(\theta,P(i,j,l))=\sum_{i=1}^{S}J_{cc}\left(\theta,\theta^i(i,j,l)\right)$$
$$=\sum_{i=1}^{S}\left[-d_{attact}\exp\left(-w_{attact}\sum_{m=1}^{P}\left(\theta_m-\theta_m^i\right)^2\right)\right]$$
$$+\sum_{i=1}^{S}\left[-h_{repelen}\exp\left(-w_{repelen}\sum_{m=1}^{P}\left(\theta_m-\theta_m^i\right)^2\right)\right] \quad \text{رابطه ۵)}$$

که $J_{cc}(\theta,P(i,j,l))$ بسته به حرکت همه باکتری‌ها، تابعی وابسته به زمان بوده و به مقدار تابع هزینه، $J(i,j,k,1)$ افزوده می‌شود. بنابراین باکتری‌ها شروع به تلاش برای پیداکردن غذا نموده، از مکان‌های بی‌غذا فرار کرده و در همان حین یکدیگر را جذب می‌کنند و در عین حال بیش از حد به هم نزدیک نمی‌شوند. S تعداد کل باکتری‌ها بوده، و P تعداد پارامترهایی است که باید بهینه شوند و به عنوان مختصات مکان باکتری در فضایPبعدی محسوب می‌شوند.dattact ،wattact، hrepelen، wrepelenضرایبی هستند که باید مقدار مناسبی برای آنها بسته به مسئله موردنظر انتخاب شود.

تولیدمثل: نصف تعداد باکتری‌ها که غذای خوبی پیدا نکرده‌اند، نابود شده و نصف دیگر شامل باکتری‌های سالم هر یک به دو باکتری تقسیم شده که در همان مکان قبلی باکتری قرار می‌گیرند. این عمل، تعداد جمعیت باکتری‌ها را ثابت نگه‌می‌دارد.

حذف و پراکندگی: زندگی جمعیت باکتری‌ها به مرور با مصرف غذا و یا ناگهان در اثر موارد دیگر دچار تغییر می‌شود. حوادث می‌توانند موجب کشته شدن و یا پراکنده شدن باکتری‌ها شوند. این عمل اگرچه در ابتدا ممکن است منجر به برهم خوردن مرحله حرکت به سمت غذا باشد، اما می‌تواند تاثیر مثبتی هم بر آن داشته باشد. زیرا پراکندگی باکتری‌ها ممکن است آن‌ها را در مکان‌هایی نزدیک به منابع غذایی خوب قرار دهد. مرحله حذف و پراکندگی از به دام افتادن باکتری‌ها در نقطه بهینه محلی جلوگیری می‌کند. درهرمرحله حذف‌وپراکندگی، هرباکتری موجودد جمعیت با احتمال Ped در معرض

حذف و پراکندگی قرار می‌گیرد. برای ثابت نگه‌داشتن تعداد باکتری‌ها، اگر یک باکتری نابود شود، باکتری جدیدی را به صورت تصادفی در محدوده فضای جستجو قرار می‌دهیم (بری و لینوف، ۱۹۹۷).

جدول ۱.مقایسه الگوریتم‌ها از نظر نقاط قوت وضعف

معرفی کلی روش‌های بهینه‌سازی	نقاط قوت	نقاط ضعف
شبکه عصبی مصنوعی اولین بار در سال ۱۹۴۳ توسط فیزیولوژیست اعصاب به نام وارن مک کلوچ[۲۱] و یک ریاضیدان به نام والتر پیتس[۲۲] ابداع شد.	- انعطاف‌پذیری بالا - محاسبات موازی	اطلاعات بالا برای آموزش
الگوریتم ژنتیک توسط هالند در سال ۱۹۷۵ ابداع و برای مسائل بهینه‌سازی پیوسته ارائه شده‌است.	جستجوی سراسری خوب	- مصرف بالای حافظه - جستجوی محلی ضعیف
الگوریتم پرواز پرندگان توسط کندی و ابرهارت در سال ۱۹۹۵ ابداع و برای بهینه‌سازی پیوسته ارائه شده‌است.	- پیاده‌سازی آسان - تعداد کم پارامترها - همگرایی بالا	جستجوی محلی ضعیف
بهینه‌سازی کاوش باکتری توسط پاسینو در سال ۲۰۰۲ ابداع و برای بهینه‌سازی پیوسته ارائه شده‌است.	انعطاف‌پذیری بالا	- تعداد بالای پارامترها - همگرایی کند

پیشینه پژوهش

کایر و کایر (۲۰۱۵) برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم کاوش باکتری استفاده نمودند. نتایج مبین آن است که ترکیب الگوریتم کاوش باکتری با شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند دقت پیش‌بینی را نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی بالا ببرد.

نیو، فان، ایکسا و ایکسو (۲۰۱۲) به بهینه‌سازی سبدسهام با الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری در چین پرداختند، نتایج مبین آن است که الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم ژنتیک و پرواز پرندگان از دقت بالاتری برخوردار است.

پنگ، وانگ و ژو (۲۰۱۱) از بهینه‌سازی کاوش باکتری در برنامه‌ریزی حمل و نقل به دنبال حداقل کردن متوسط زمان انتظار مسافران در ایستگاه اتوبوس استفاده نمودند.

ماجهی، پاندا، ماجهی و ساهو (۲۰۰۹) به مقایسه کارایی بهینه‌سازی کاوش باکتری تعدیل‌یافته با بهینه‌سازی کاوش باکتری در پیش‌بینی شاخص‌های بازار سهام ایالات متحده آمریکا در هند پرداختند. شاخص‌های مورد بررسی در این پژوهش شاخص اس اند پی۵۰۰ و شاخص میانگین صنعتی داوجونز

هستند. نتایج نشان می‌دهدکه الگوریتم‌های پیشنهادی پیچیدگی کمتر و دقت بالاتری نسبت به الگوریتم‌های پرواز پرندگان و ژنتیک دارند.

دنگ، برابازن، انیل و ایدلمان (۲۰۰۸) به منظور تخمین پارامترهای مدل گارچ از الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری در ایرلند استفاده نمودند. نتایج مبین آن است که روش پیشنهادی دقت بالایی را در پیش‌بینی مدل گارچ ایجاد نمود.

کیم، آبرهام و چو (۲۰۰۷) یک روش ترکیبی با الگوریتم ژنتیک و کاوش باکتری برای مسائل بهینه‌سازی در کره به کار گرفتند. نتایج نشان داد که روش ترکیبی عملکرد بهتری نسبت به هریک از الگوریتم‌های مورد بررسی دارد.

بیسواس، دسگوپتا، دس و آبرهام (۲۰۰۷) به مطالعه تطبیقی بهینه‌سازی کاوش باکتری و بهینه سازی پرواز پرندگان در مسائل بهینه‌سازی در هند پرداختند. نتایج نشان می‌دهد که عملکرد کلی الگوریتم پیشنهادی بهتراز هریک از الگوریتم‌های بهینه‌سازی کاوش باکتری و پرواز پرندگان است.

ماجهی، پاندا، ساهو، دش و دس (۲۰۰۷) به مقایسه الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه[۲۳] در پش‌بینی شاخص‌های اس اند پی۵۰۰ و میانگین صنعتی داوجونز پرداختند. نتایج مبین آن است که میانگین قدرمطلق درصد خطا[۲۴]الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری کمتر و دقت بالاتر و زمان آموزش کمتر نسبت به شبکه عصبی پرسپترون چندلایه دارد.

ژانگ، شی، ژانگ و شی (۲۰۰۶) به منظور پیش‌بینی روند قیمت سهام بورس شانگهای با استفاده از ماشین بردار پشتیبان[۲۵] اقدام نمود. آنها شاخص روزانه قیمت سهام بازار شانگهای را از سال ۲۰۰۳ تا ۲۰۰۵ استخراج نموده و داده‌ها را به دو دسته آموزش و آزمون تقسیم نمودند. همچنین از پیش‌بینی‌های تقریباً ۴۰۰ تحلیلگر بازار سرمایه به عنوان متغیر ورودی استفاده نمودند. نتیجه مطالعه نشان داد ماشین بردار پشتیبان قابلیت پیش‌بینی بالایی دارد و ترکیب ماشین بردار پشتیبان با مدل‌های هوشمند نتیجه بهتری ازخود مدل ماشین بردار پشتیبان دارد.

پاسینو (۲۰۰۲) الگوریتم کاوش باکتری را برای بهینه‌سازی توزیع و کنترل سیستم‌های برقی در ایالات متحده آمریکا استفاده نمود. هدف از ارائه پژوهش نشان دادن این مطلب بود که چگونه الگوریتم کاوش باکتری قادر به بهینه سازی مسائل است.

دارابی و حبیب‌زاده بایگی (۱۳۹۵) به پیش‌بینی ریزش ارزش سهام با استفاده از الگوریتم کاوش باکتری و الگوریتم بیز[۲۶] پرداختند. در این تحقیق ۱۴۸ شرکت عضو بورس اوراق بهادار تهران طی

دوره زمانی ۱۳۹۴-۱۳۹۰ مورد مطالعه قرار گرفتند. نتایج تحقیق نشان داده است که الگوریتم کاوش باکتری با دقتی به میزان ۹۴ درصد توانایی بیشتری نسبت به الگوریتم بیز با دقتی به میزان ۹۳ درصد در پیش‌بینی ارزش سهام داشته‌است.

گرد، وقفی، حبیب‌زاده بایگی و خواجه زاده (۱۳۹۴) به مقایسه دقت پیش بینی مدیریت سود با استفاده از الگوریتم‌های کلونی مورچگان[۲۷] و کاوش باکتری در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. نتایج مبین آن است که هردوالگوریتم با دقت بالای۹۸ درصد توانایی پیش‌بینی مدیریت سود را دارند.

اسدزاده (۱۳۹۳) به پیش‌بینی درماندگی مالی مبتنی بر الگوریتم کاوش باکتری در بورس اوراق بهادار تهران انجام شد. در این تحقیق الگوریتم کاوش باکتری را با الگوریتم کلونی زنبورعسل مقایسه کرد. نتایج نشان می‌دهدکه الگوریتم بهینه‌سازی کاوش‌باکتری با دقت‌پیش‌بینی۹۳,۷۹ درصدپیش‌بینی صحیح تری نسبت به الگوریتم کلونی زنبورعسل با دقت پیش‌بینی ۹۱,۵۸ درصد نشان می‌دهد.

دموری، فرید و اشهر (۱۳۹۰) به پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از پرواز پرندگان و مقایسه آن با الگوهای سنتی پرداختند. نتایج تحقیق حاکی است که درمیان الگوهای سنتی، آریما دارای بهترین براورد است؛ هم‌چنین در مقایسه الگوریتم پرواز پرندگان با آریما مشخص شد که خطای پیش‌بینی الگوریتم پرواز پرندگان نسبت به آریما بسیار کم است.

وطن‌پور (۱۳۹۰) به هماهنگی تولید واحدهای آبی و حرارتی با در نظرگرفتن قید انتقال AC با استفاده از الگوریتم ترکیبی پرواز پرندگان و بهینه‌سازی کاوش باکتری پرداخت. هدف این الگوریتم حداقل کردن هزینه‌های سوخت و آلودگی واحدهای حرارتی در بازه زمانی کوتاه مدت می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم ترکیبی پرواز پرندگان و بهینه‌سازی کاوش باکتری کارایی بیشتری را نسبت به دو الگوریتم پرواز پرندگان و الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری در حل این مسئله بهینه‌سازی دارد.

روش‌شناسی پژوهش

در پژوهش حاضر شاخص کل بورس اوراق بهادار با استفاده از الگوریتم بهینه سازی کاوش باکتری پیش‌بینی می‌شود. متغیر وابسته پژوهش حاضر شاخص کل بورس اوراق بهادار است. پس از مطالعه پژوهش‌های صورت گرفته پیشین مشخص شد که شاخص‌های تکنیکال مختلفی می‌تواند به عنوان متغیرهای مستقل در مدل‌های پیش‌بینی جهت پیش‌بینی حرکت شاخص سهام به کارگرفته شود. در این پژوهش مقادیر ۸ عدد از شاخص‌های تکنیکال به عنوان متغیر مستقل پژوهش با ماهیتی کمی در نظر گرفته شد؛ که این انتخاب با توجه به مرور پژوهش‌های پیشین و نیز پرسش از کارشناسان

بازارهای مالی صورت پذیرفت. تعریف عملیاتی و نحوه اندازه‌گیری هر یک از متغیرهای مستقل در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۲. متغیرهای پژوهش

نام متغیر	روش محاسبه	نماد متغیر
شاخص میانگین متحرک وزنی[۲۸]	$WMA(n) = \frac{(n)\times C_t + (n-1)\times C_{t-1} + \dots + C_0}{n+(n+1)+\dots+1}$	WMA
شاخص میانگین متحرک نمایی[۲۹]	$EMA(n)_t = EMA(n)_{t-1} + \alpha \times (C_t - EMA(n)_{t-1})$	EMA
شاخص استوکاستیک[۳۰]	$\%K = \frac{C_t - LL_{t-n}}{HH_t - LL_{t-n}} \times 100$	%K
شاخص قدرت نسبی[۳۱]	$RSI = 100 - \frac{100}{1+RS}$ $RS = \frac{AvgU}{AvgD}$	RSI
شاخص تجمع و توزیع[۳۲]	$A/Dt = \frac{(C_t - L_t) - (H_t - C_t)}{(H_t - L_t) \times (\text{Period's volume})}$	A/D
شاخص اندازه حرکت (مومنتوم[۳۳])	$Momentum_t = C_t - C_{t-n}$	Momentum
نشانگر %R ویلیامز[۳۴]	$\%R = \frac{HH_{t-n} - C_t}{HH_{t-n} - LL_{t-n}} \times 100$	%R
شاخص کانال کالا[۳۵]	$CCI = \frac{TP_t - SMATP_t}{0.015 MD_t}$	CCI

$$, Avg\ U = \frac{\sum_{i=t-n+1}^{t} (C_t - C_{t-1})}{n}, Avg\ D = \frac{\sum_{i=t-n+1}^{t} |C_t - C_{t-1}|}{n}, TP_t = \frac{H_t + L_t + C_t}{3}, \alpha = \frac{2}{1+n}$$

$$, MD_t = \frac{\sum_{i=1}^{n} |TP_{t-i+1} - SMATP_t|}{n} SMATP_t = \frac{\sum_{i=1}^{n} TP_{t-i+1}}{n}$$

Ct: مقدار بسته شدن شاخص کل در روز t ام، n: دوره زمانی، α: ضریب هموارسازی نمایی، LLt-n: پایین‌ترین مقدار شاخص کل در بازه مشخص شده، HHt-n: بالاترین مقدار شاخص کل در بازه مشخص شده، Lt: کمترین شاخص کل در روز t ام، Ht: بیشترین شاخص کل در روز t ام،TPt : مقدار شاخص کل روز t ام، SMATPt: میانگین متحرک ساده مقدار شاخص کل روزt ام، MDt: انحراف معیار روز t ام، Periods: volume: حجم معامله شده در روز،

جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری پژوهش شامل کلیه شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد که در بازه زمانی ۱۱ ساله بین ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۷ در بورس اوراق بهادار تهران حضور داشته‌اند. در این تحقیق نمونه‌گیری از جامعه آماری مورد نظر صورت نپذیرفته و تمامی داده‌های موجود در مدل‌سازی پژوهش شرکت داده می‌شوند.

تجزیه و تحلیل آماری

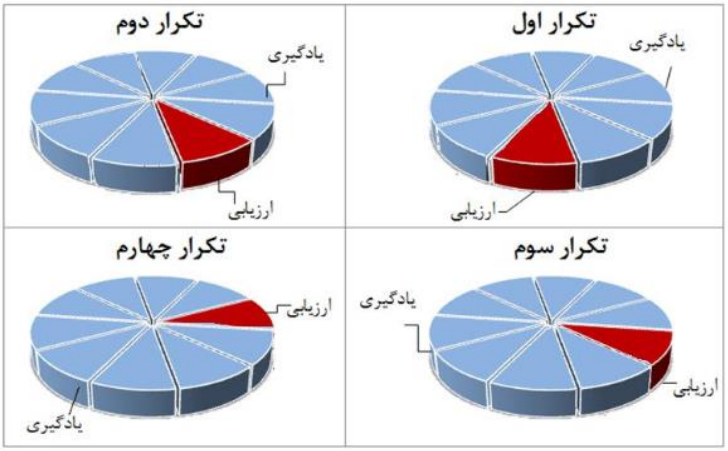
در این پژوهش برای پیش‌بینی شاخص کل سهام از الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری استفاده شده است. چهار فرآیند در مدل پیشنهادی وجود دارد که به ترتیب عبارت است از انتخاب داده‌ها، تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی و ارزیابی، فرایند آموزش مدل و ارزیابی مدل آموزش داده شده با داده های ارزیابی که تاکنون توسط الگوریتم‌ها مشاهده نشده است. مرحله اول، انتخاب داده‌ها است. در این مرحله داده‌های مورد نیاز که شامل شاخص کل و متغیرهای مستقل لیست شده در جدول ۱ است جمع‌آوری می‌گردد. سپس مقادیر این متغیرها در بازه $[\,۱,۱\,]$ نرمال سازی شدند. با نرمال‌سازی اطمینان حاصل می‌شود که ورودی‌های با مقادیر بزرگ، ارزش ورودی‌های با مقادیر کوچکتر را پایمال ننمایند و در ضمن به کاهش خطاهای پیش‌بینی کمک می‌نماید. در این پژوهش برای نرمال‌سازی داده‌ها از روش نرمال‌سازی حداقل- حداکثر[۳۶] استفاده شده است. دلیل انتخاب این روش را می‌توان این‌گونه بیان نمود که این روش از یک تبدیل خطی به صورت رابطه (۱) استفاده می‌کند که روابط (نسبت‌ها و فواصل) موجود میان مقادیر داده‌ها را حفظ خواهد کرد.

$$y = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \times (b - a) + a \qquad \text{رابطه ۱)}$$

که در آن y مقدار نرمال شده متغیر، x مقدار فعلی متغیر، $\min(x)$ مقدار حداقل متغیر قبل از نرمال شدن، $\max(x)$ مقدار حداکثر متغیر قبل از نرمال شدن، $[a,b]$ بازه جدید که مقادیر نرمال شده باید در آن واقع شوند.

مرحله دوم تقسیم داده‌ها می‌باشد. یکی از معیارهایی که برای ارزیابی یک تخمین‌گر مورد استفاده قرار می‌گیرد، نرخ خطا[۳۷]است که انواع مختلفی دارد. به طور کلی نمی‌توان با مقایسه خطای محاسبه شده روی داده‌های آموزش، قضاوت مناسبی در خصوص توانایی‌های الگوریتم‌ها انجام داد. معمولاً نرخ خطا روی داده‌های آموزش کمتر از نرخ خطا روی داده‌هایی است که در فرایند آموزش

دیده نشده‌اند. بنابراین علاوه بر مجموعه داده‌های آموزش، مجموعه‌ای از داده‌ها برای ارزیابی[۳۸] موردنیاز است. از داده‌های آموزش برای یادگیری مدل و از داده‌های ارزیابی به منظور محاسبه نرخ خطای الگوریتم روی داده‌هایی که تاکنون مشاهده نکرده است، استفاده می‌شود. البته برای این که ارزیابی مناسب باشد، یک بار اجرای الگوریتم کفایت نمی‌کند. معمولاً الگوریتم‌ها تمایل دارند که نرخ خطای تخمینی خود را به نرخ خطای واقعی نزدیک کنند و این امر با اجرای بارها و بارها فرایند یادگیری و ارزیابی امکان‌پذیر است. بنابراین زمانی که یک مجموعه داده در اختیار گذاشته می‌شود، باید بخشی از آن برای ارزیابی نهایی کنار گذاشت و از بقیه برای یادگیری استفاده کرد و دوباره دو مجموعه را تغییر داده و مدل را ارزیابی کرد. یکی از روش‌های متداول برای این منظور روش اعتبارسنجی ده گانه[۳۹]نام دارد (آلپایدین، ۲۰۱۰). در این روش مجموعه داده‌ها به k قسمت مساوی، به صورت تصادفی تقسیم می‌گردد. k زوج مجموعه $\{x_i,y_i\}_{i=1}^{k}$ به صورت تصادفی استخراج می‌شود که در آن xi متغیرهای مستقل و yi متغیر وابسته نمونه i ام است. در اجرای اول قسمت اول از k قسمت به منظور ارزیابی، k-1 قسمت باقیمانده برای یادگیری استفاده می‌شود. در اجرای دوم قسمت دوم از k قسمت به منظور ارزیابی، k-1 قسمت باقیمانده برای یادگیری استفاده می‌شود. k مرتبه الگوریتم به همین روال اجرا می‌گردد. مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی باید به اندازه کافی بزرگ باشند تا خطای تخمینی، به مقدار واقعی نزدیک‌تر باشد. در عین حال داده‌های آموزش و ارزیابی با داده‌های آموزش و ارزیابی سایر تکرارها، باید کمترین همپوشانی را داشته باشند تا به این وسیله تمام داده‌ها در فرایند یادگیری و ارزیابی شرکت داده شوند. در تحقیق حاضر مقدار k برابر با ده در نظر گرفته شده‌است. در این روش دو نکته دیده می‌شود. نکته اول این که نسبت مجموعه ارزیابی به آموزش کوچک است. همچنین هر چقدر مقدار N (تعداد کل نمونه‌های مجموعه داده‌ها) افزایش یابد می‌توان مقدار پارامتر k را کاهش داد و اگر مقدار N کوچک باشد، باید مقدار k را آنقدر بزرگ در نظر گرفت که تعداد نمونه‌های لازم برای فرایند یادگیری فراهم باشد. چنانچه مقدار k برابر N در نظر گرفته شود، این روش به روش خارجی[۴۰] تبدیل می‌شود. در شکل ۱ چهار تکرار اول انتخاب مجموعه داده های آموزش و ارزیابی روش اعتبارسنجی ده گانه نشان داده شده است (آلپایدین، ۲۰۱۰).



شکل۱. روش اعتبارسنجی ده‌گانه (آلپایدین، ۲۰۱۰)

در هر بار تکرار یک نرخ خطا برای داده‌های آموزش و ارزیابی محاسبه می‌شود و در نهایت میانگین نرخ‌های خطای به دست آمده به عنوان نرخ خطا داده‌های آموزش و داده‌های ارزیابی انتساب داده می‌شود. برای ارزیابی مدل پیش‌بینی از معیار ارزیابی با نام میانگین قدر مطلق درصد خطا[۴۱] استفاده شده است که با استفاده از رابطه (۲) محاسبه می‌گردد.

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{|y_i - d_i|}{y_i}\times 100 \qquad \text{رابطه ۲)}$$

که در آن di مقدار شاخص کل پیش‌بینی شده توسط الگوریتم هوشمند، yi مقدار شاخص کل واقعی و N تعداد داده‌های مجموعه مورد بررسی (آموزش و ارزیابی) است. yi - di میزان خطای پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

مرحله سوم، فرایند آموزش مدل است. پس از تقسیم داده‌ها به دو دسته داده‌های آموزش و ارزیابی، با استفاده از داده‌های آموزش، مدل آموزش داده می‌شود. برای حل مساله پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری ابتدا به معرفی مدل آن پرداخته می‌شود. رابطه (۳) تابعی است که الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری سعی در یافتن ضرایب $b_i, i=1, \ldots, m$ دارد.

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \ldots + b_mx_m \qquad \text{رابطه ۳)}$$

که در آن m تعداد متغیرهای مستقل، b0 عرض از مبدا و $b_i, i=1, \ldots, m$ وزن های هر کدام از متغیرها (xi) است. xi ها مقدار متغییر مستقل i ام است. bi ها توسط الگوریتم با استفاده از داده‌های آموزشی محاسبه می‌گردند که به آن آموزش مدل گفته می‌شود.

مرحله چهارم فرایند ارزیابی، مدل آموزش داده شده است. پس از آموزش مدل، با استفاده از داده‌های ارزیابی، به ارزیابی مدل پرداخته می‌شود (آلپایدین، ۲۰۱۰). این ارزیابی مربوط به خطای بین خروجی‌های پیش‌بینی شده مدل و خروجی واقعی است.

یافته‌های پژوهش

به منظور آشنایی بیشتر با متغیرهای پژوهش، لازم است این داده‌ها توصیف شوند. روش‌هایی که به وسیله آنها می‌توان اطلاعات جمع آوری شده را تنظیم و خلاصه نمود، آمار توصیفی می‌نامیم. جدول (۲) شاخص‌های آماری متغیرهای پژوهش را نشان می‌دهد.

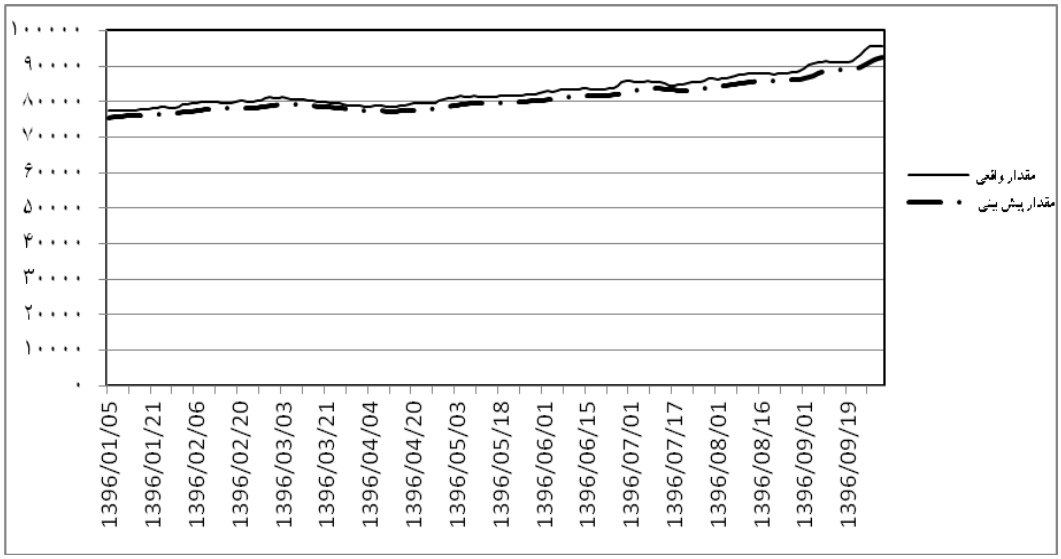
جدول ۳. آمار توصیفی متغیرهای پژوهش

نام متغیر	انحراف معیار	میانگین	کمترین مقدار	بیشترین مقدار
میانگین متحرک وزنی	۲۷۴۲۷/۹۸۱	۳۵۸۷۸/۵	۷۹۷۸/۹۲۹	۸۸۶۲۹/۰۳۵
میانگین متحرک نمایی	۲۷۳۰۷/۵۱۹	۳۵۷۸۲/۳۴۱	۸۱۳۹/۰۶۶	۸۵۹۸۲/۷۲۶
استوکاستیک	۳۹/۴۶۹	۵۴/۱۶	۰	۱۰۰
قدرت نسبی	۲۹/۱۸۵	۵۳/۱۰۱	۰	۱۰۰
تجمع و توزیع	۱/۷۱۰۴ e-۰۸	-۴/۰۰۹۱ e-۱۰	-۱/۲۹۷۷ e-۰۷	۱/۲۰۶۶ e-۰۷
اندازه حرکت	۱۴۶۶/۴۶۹	۲۲۸/۴۰۶	-۶۲۵/۵	۹۳۱۱
ویلییامز	۳۹/۴۶۹	۴۵/۸۴	۰	۱۰۰
کانال کالا	۱۱۹/۶۸۱	۱۳/۵۰۱	-۴۶۶/۶۶۷	۴۶۶/۶۶۷

در مرحله آخر مدل با توجه به طی کردن مراحل قبل مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت و نتایج ارائه می‌شود. نتایج حاصل از اعمال همه داده‌ها پس از اجرای اعتبارسنجی ده‌گانه در جدول (۳) ارائه شده است.

جدول۴. نتایج حاصل از تخمین الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری

Fold	میانگین قدرمطلق درصد خطا		نرخ صحیح (دقت پیش‌بینی)
	داده‌های آموزشی	داده‌های ارزیابی	
۱	۱۹۹۴/۲	۶۲۴۲/۳	۹۶/۳۷۶
۲	۰۷۵۶/۳	۵۴۳۴/۱	۹۸/۴۵۷
۳	۹۲۹/۲	۸۵۲۳۴/۰	۹۹/۱۴۸
۴	۸۲۵۸/۲	۷۵۲۲۷/۰	۹۹/۲۴۸
۵	۷۰۵۸/۲	۸۷۳۵۲/۰	۹۹/۱۲۶
۶	۸۴۸/۲	۱۰۵۶/۱	۹۸/۸۹۴
۷	۲۵۹۲/۱	۷۸۷/۱۳	۸۶/۲۱۳
۸	۶۷۸۳/۲	۷۷۲۸/۱	۹۸/۲۲۷
۹	۷۷۴/۲	۹۹۲۹/۱	۹۸/۰۰۷
۱۰	۹۳۷۵/۲	۸۱۸۵۸/۰	۹۹/۱۸۱
میانگین	۶۲۳۳/۲	۷۱۲۳/۲	۹۷/۲۸۸



شکل۲. مقایسه مقادیر واقعی و پیشبینی در الگوریتم

نتیجه برازش الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری در جدول (۳) نشان می‌دهد که این الگوریتم با خطای ۲/۷۱ درصد توانایی پیش‌بینی شاخص کل قیمت بورس اوراق بهادار تهران را دارد. همچنین جدول (۳) نشان می‌دهد الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری با نرخ صحت ۹۷ درصد قادر به پیش‌بینی شاخص کل قیمت بورس است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

تکنولوژی داده‌کاوی می‌تواند در جهت کشف دانش از میان حجم انبوهی از داده‌های جمع‌آوری شده در طول زمان مفید باشد. یکی از کاربردهای داده‌کاوی، دستیابی به داده‌های آینده می‌باشد، که آن به سازمان در اخذ تصمیم مناسب و کارا کمک شایان توجهی خواهد نمود. در مواردی که استفاده از داده‌کاوی در جهت پیش‌بینی باشد به‌کارگیری روش‌های هوشمند بسیار کارا خواهد بود.

با توجه به اهمیت شاخص سهام، هدف این پژوهش پیش‌بینی شاخص سهام در نظر گرفته شده است. به این منظور از اطلاعات شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران بین سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۷ استفاده شده است. با در نظر گرفتن نتایج تجربی به دست آمده از پژوهش حاضر می‌توان این‌گونه اظهار نمود که مساله پیش‌بینی شاخص سهام در قالبی متفاوت کدگذاری شده و با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری جهت دستیابی به بهترین پاسخ بهینه گردیده است.

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری با دقت پیش‌بینی ۹۷ درصد قابلیت پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران را دارد. نتیجه به دست آمده با مطالعه ماجهی، پاندا، ساهو، دش و دس (۲۰۰۷)، ماجهی، پاندا، ماجهی و ساهو (۲۰۰۹)، اسدزاده (۱۳۹۳)، گرد، وقفی، حبیب‌زاده بایگی و خواجه زاده (۱۳۹۴)، دارابی و حبیب‌زاده بایگی (۱۳۹۵) که دقت بالایی را برای پیش‌بینی الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری تایید می‌کند، همخوانی دارد. با توجه به نتایج پژوهش پیشنهادهای زیر ارائه می‌شود:

۱. به سرمایه‌گذاران، تحلیل‌گران مالی، بانک‌های تامین سرمایه، شرکت‌های سرمایه‌گذاری و کارگزاران پیشنهاد می‌شود تا برای تصمیم‌گیری در ارتباط با سرمایه‌گذاری خود از مدل پیشنهادی، به عنوان یک ابزار مشاوره‌ای استفاده نمایند.

۲. به‌کارگیری افراد متخصص در حوزه هوش مصنوعی در بخش فناوری اطلاعات و پژوهش سازمان بورس اوراق بهادار تهران در جهت فعالیت مستمر برای دست یافتن به روش‌ها و مدل‌های پیش‌بینی کاراتر و دقیق‌تر.

۳. در این پژوهش از مقادیر مربوط به ۸ شاخص تکنیکال جهت ورودی الگوریتم بهینه‌سازی کاوش باکتری استفاده شده است؛ پیشنهاد می‌گردد که با توجه به شاخص‌های تکنیکال متنوعی که در زمینه قیمت سهام وجود دارد؛ پژوهشگران از تعداد بیشتری از آنها در جهت پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار استفاده نمایند.

۴. به کارگیری شاخص‌های بنیادین و دیگر متغیرهای کلان اقتصادی به عنوان متغیرهای مستقل در جهت پیش‌بینی می‌تواند زمینه تحقیق‌های آینده علاقه‌مندان به این زمینه را فراهم آورد.

۵. در این پژوهش، محور اصلی بر پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار می‌باشد؛ پیشنهاد می‌گردد با استفاده از روش‌های به کار گرفته شده در این تحقیق، علاقمندان اقدام به پیش‌بینی در سایر حوزه‌های مربوط مانند دیگر شاخص‌های موجود در بورس اوراق بهادار نمایند.

منابع

۱) آذر، عادل؛ افسر، امیر و احمدی، پرویز. (۱۳۸۵). مقایسه روش های کلاسیک و هوش مصنوعی در پیش بنی شاخص قیمت سهام و طراحی مدل ترکیبی. فصلنامه مدرس علوم انسانی،دوره ۱۰، شماره ۴

۲) اسدزاده، پوریا.(۱۳۹۳). پیش بینی درماندگی مالی مبتنی بر الگوریتم کاوش باکتری. پایان نامه کارشناسی ارشد: دانشگاه بین المللی امام رضا (ع).

۳) دارابی، رویا و حبیب زاده بایگی، سیدجواد.(۱۳۹۵). پیش بینی ریزش ارزش سهام با استفاده از الگوریتم کاوش باکتری و الگوریتم بیز. فصلنامه مدلسازی ریسک و مهندسی مالی، سال اول، شماره دو، ۱۸۵-۲۰۵.

۴) داورزاده، مهتاب.(۱۳۸۶). پیش بینی شاخص قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران رویکردی مبتنی بر تحلیل تکنیکی. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه اصفهان.

۵) دموری، داریوش؛ فرید، داریوش و اشهر، مرتضی.(۱۳۹۰). پیش بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم پرواز پرندگان و مقایسه آن با الگوهای سنتی. مجله دانش حسابداری، سال دوم، شماره ۵ ، ۳۰-۷.

۶) راعی، رضا و پویان فر، احمد.(۱۳۹۵). مدیریت سرمایه گذاری پیشرفته. چاپ دهم انتشارات سازمان مطالعه و تدوین کتب علوم انسانی (سمت)، تهران.

۷) گرد، عزیز؛ وقفی، سیدحسام؛ حبیب زاده بایگی، سیدجواد و خواجه زاده، سارا.(۱۳۹۴). مقایسه دقت پیش بینی مدیریت سود بااستفاده از الگوریتم های مورچگان و غذایابی باکتری. پژوهش های تجربی حسابداری، شماره ۱۵، ۲۰۳-۱۸۱.

۸) وطن پور، محسن.(۱۳۹۰). هماهنگی تولید واحدهای آبی و حرارتی بادر نظرگرفتن قید انتقال AC با استفاده از الگوریتم BF-PSO پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه اصفهان.

9) Alpaydin, E. (2010). Introduction to machine learning, 2'nd ed. Cambridge, Mass .MIT Press.

10) Biswas, A., Dasgupta, S., Das, S., & Abraham, A. (2007). Synergy of PSO and bacterial foraging optimization -A comparative study on numerical benchmarks. In Innovations in Hybrid Intelligent Systems , 255-263 .

11) Dang, J., Brabazon, A., O'Neill, M., & Edelman, D. (2008). Estimation of an EGARCH Volatility Option Pricing Model using a Bacteria Foraging Optimisation Algorithm. Natural Computing in Computational Finance, 109-127 .

12) Kaur, R., & Kaur, B. (2015). Bacterial Foraging Optimization Algorithm for Evolving Artificial Neural Networks. International Journal of Applied Information Systems (IJAIS), 8(5),1-19.

13) Kim, D. H., Abraham, A., & Cho, J. H. (2007). A hybrid genetic algorithm and bacterial foraging approach for global optimization. Information Sciences, 177(18), 3918-3937 .

14) Majhi, R., Panda, G., Majhi, B., & Sahoo, G. (2009). Efficient prediction of stock market indices using adaptive bacterial foraging optimization (ABFO) and BFO based techniques. Expert Systems with Applications, 36(6).

15) Majhi, R., Panda, G., Sahoo, G., Dash, P. K., & Das, D. P. (2007). Stock market prediction of S&P 500 and DJIA using bacterial foraging optimization technique. In Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on (pp. 2569-2575). IEEE.

16) Niu, B., Fan, Y., Xiao, H., & Xue, B. (2012). Bacterial foraging based approaches to portfolio optimization with liquidity risk. Neurocomputing, 98, 90-100 .

17) Pang, H.-L., Wang, D.-W., Gao, Z.-W. (2011). Adaptive bacterial foraging optimization and its application for bus scheduling. Journal of System Simulation 23(6),1151–1155.

18) Passino, K.M. (2002). Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. IEEE control systems, 22(3), 52-67 .

19) Zhang, Z. Y., Shi, C., Zhang, S. L., & Shi, Z. Z. (2006). Stock time series forecasting using support vector machines employing analyst recommendations. Advances in Neural Networks-ISNN 2006, 452-457 .

یادداشت ها

1. Regression
2. Neural Network (NN)
3. GeneticAlgorithm (GA)
4. Bacterial Foraging Optimization (BFO)
5. Index
6. Tehran Price Index (TEPIX)
7. Tehran Dividend Price Index (TEDPIX)
8. Tehran Dividend Index (TEDIX)
9. Traditinal Time Series

10. Machine Learning
11. Artificial Intelligence (AI)
12. Artificial Neural Network (ANN)
13. Meta Heuristic Algorithms
14.Fuzzy Logic
15. Hua
16.Ecoil
17. Chemotaxis
18. Swarming
19. Reproduction
20. Elimination
21. MC Cullatch
22. Walter Pitts
23. Multilayer Perceptron (MLP)
24. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)
25. Support Vector Machine (SVM)
26. Bayes Algorithm
27. Ant Colony Optimization (ACO)
28. Weighted ten-day Moving Average (WMA)
29. Exponential Moving Average (EMA)
30. Stochastic Oscillator
31. Relative strength index (RSI)
32. Accumulation/distribution oscillator (A/D)
33. Momentum
34. williams %R
35. Commodity Channel Index (CCI)
36. Min-max normalization
37. Error Rate
38. Test
39. Fold Cross Validation
40. Leave One Out
41. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)