فصلنامه بورس اوراق بهادار شمارهٔ ۳۸ تابستان ۹۶ سال دهم ــ تاریخ دریافت: ۹۶/۰۲/۲۰ ــ تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۹/۰۱ ــ ص ۸۷- ۱۱۰

بهینه‌سازی سبد سهام بورس اوراق بهادار با استفاده از الگوریتم‌های فراکاوشی

حسین اکبری فرد[۱]
رضا علائی[۲]
احمد انارکی محمدی[۳]

چکیده

یکی از رویکردهای بهینه‌یابی که در علوم مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد الگوریتم‌های فراکاوشی می‌باشد. در این پژوهش، با استفاده از الگوریتم فراکاوشی جدید جستجوی موجودات همزیست (SOS) مدلی برای انتخاب بهینه پرتفوی معرفی گردیده و سپس نتایج بدست آمده از آن با نتایج بدست آمده از الگوریتم‌های قدیمی‌تر ژنتیک (GA) و ازدحام ذرات (PSO) مقایسه گردیده است. بدین منظور با استفاده از اطلاعات ده ماهه‌ی بازده‌ی ۵۰ شرکت برتر بورس، پرتفوی بهینه با توجه به هدف حداکثر سازی سود و حداقل سازی ریسک به وسیله‌ی الگوریتم‌های مذکور برآورد و با یکدیگر مقایسه گردیده است. نتایج به دست آمده از اجرای الگوریتم‌ها حاکی از آن است که علیرغم توانایی بالای الگوریتم‌های مورد بررسی در بهینه‌سازی سبد سهام، الگوریتم SOS در مقایسه با سایر الگوریتم‌های مورد بررسی توانایی بالاتری در بهینه‌سازی سبد سهام دارد.

واژگان کلیدی: الگوریتم جستجوی موجودات همزیست، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم ازدحام ذرات، بهینه‌سازی سبد سهام.

طبقه‌بندی موضوعی: C61, G11

۱. استادیار دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه شهید باهنر کرمان
۲. دانشجوی دکتری دانشکده ی اقتصاد دانشگاه شهید چمران اهواز
۳. کارشناس ارشد مدیریت بازرگانی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران- مرکز

Archive of SID
www.SID.ir

۱- مقدمه

یکی از عمده‌ترین مسائل در رابطه با کاهش ریسک در بازار بورس، تشکیل سبدی از سهام است که بهینه باشد که در اصطلاح به آن پرتفوی می‌گویند. به طور طبیعی، سرمایه‌گذاران در ایجاد پرتفوی، به دنبال بیشینه کردن سود سبد خود هستند و سهامی را که بیشترین بازدهی را داشته باشد، انتخاب می‌نمایند. اما به دست آوردن سود بیشتر، ریسک بالاتری را به همراه داشته و سرمایه‌گذاران برای کسب بازده‌ی[1] بیشتر، ناگزیر به تحمل ریسک بیشتری هستند. مجموعه دارایی سرمایه‌گذاری هر سرمایه‌گذار با توجه به شرایط وی، افق زمانی، ریسک و میزان جریان نقدی مورد انتظار وی، متفاوت است و در مدیریت پرتفوی، هدف، انتخاب مجموعه‌ای از سهام به نحوی‌که ریسک حداقل و بازده حداکثر گردد، می‌باشد (طالب نیا و احمدی نظام‌آبادی، ۱۳۸۹، ۶۲-۴۹). در سال‌های پیشین، به دلیل محدود بودن گزینه‌های موجود برای انتخاب، مسئله انتخاب بهترین سهام برای سرمایه‌گذاری و تشکیل سبد سهام بهینه، به دشواری و پیچیدگی امروزه نبوده است و این در حالی است که در حال حاضر تشکیل یک سبد سهام بهینه از میان سهام موجود، نیاز به تخصص و تجربه‌ی بالایی داشته و مستلزم بررسی و پژوهش‌های دقیق می‌باشد. با توجه به رشد، تنوع و پیچیدگی محیط سرمایه‌گذاری و افزایش روزافزون انواع شرکت‌ها، طیف گسترده‌ای از انتخاب‌ها پیش روی سرمایه‌گذاران قرار دارد و ضرورت استفاده از مدل‌های ریاضی، نرم‌افزارها و روش‌های نوین را برای بهینه‌سازی سبد سهام مشهود می‌سازد (همان).

مسائل بهینه‌سازی سبد سهام از اوایل ۱۹۵۲ مورد توجه محققان قرار گرفته است. نظریه‌ی نوین پرتفوی که اولین بار توسط مارکویتز (Markowits, 1952) مطرح شد، پارادایم سازمان‌یافته‌ای را به‌سوی تشکیل پرتفوی با بالاترین نرخ بازده مورد انتظار در سطح معینی از ریسک (خصوصیت کلیه پرتفوهای موجود در مجموعه‌ی کارا) ایجاد نمود. بنابر نظریه‌ی مارکویتز، شخص برای یک سطح معینی از بازده، می‌تواند با حداقل کردن ریسک سرمایه‌گذاری، واریانس پرتفوی را حداقل کند یا در سطح معینی از ریسک که برای سرمایه‌گذار قابل تحمل باشد، شخص می‌تواند بازده مورد انتظار پرتفوی را افزایش دهد (راعی و همکاران، ۱۳۸۹، ۱۲۸-۱۰۵). از لحاظ نظری، انتخاب یک سبد در حالت حداقل نمودن ریسک، با استفاده از فرمول‌های ریاضی قابل حل و اجراست ولی در عمل و در دنیای واقعی این امر نیازمند محاسبات وسیعی می‌باشد که استفاده از روش‌های نوین بهینه‌سازی و

1 Retur

Archive of SID

www.SID.ir

الگوریتم‌های فراکاوشی[1] در این خصوص ضروری به نظر می‌رسد. ازین رو با توجه به عدم اطمینان بالای حاکم بر بورس اوراق بهادار و همچنین وجود گرایش‌ها و ترجیحات مختلف سرمایه‌گذاران و عملکرد موفق الگوریتم‌های فراکاوشی در مسائل بهینه‌سازی، شاهد به کارگیری این الگوریتم‌ها به عنوان روشی مناسب در انتخاب بهینه سبد سهام در طی سال‌های اخیر بوده‌ایم. یکی از الگوریتم‌های جدیدی که عملکرد مناسب آن در مسائل بهینه سازی غیر اقتصادی به اثبات رسیده است الگوریتم جستجوی موجودات همزیست (SOS)[2] می‌باشد که در سال ۲۰۱۴ توسط چنگ و پرایگو (Cheng and Prayogo, 2014) معرفی شده است. از آنجایی که تاکنون از این الگوریتم در مسائل بهینه سازی اقتصادی و به ویژه بهینه‌سازی پرتفوی در مطالعات داخلی استفاده نشده است و نتایج به دست آمده از بازارهای خارجی را نیز نمی‌توان به بازارهای داخلی تعمیم داد لذا در این مقاله برآنیم که به بررسی وضعیت بهینه سازی پرتفوی توسط این الگوریتم فراکاوشی پرداخته و عملکرد آن را با دو الگوریتم قدیمی‌تر ژنتیک (GA)[3] و ازدحام ذرات (PSO)[4] مقایسه کرده و به بررسی این فرضیه که الگوریتم SOS نسبت به GA و PSO دارای عملکرد بهتری در بهینه سازی پرتفوی است، بپردازیم.

۲- مروری بر مطالعات صورت گرفته

مهفود و مانی (Mahfoud and Mani, 1996)، از الگوریتم ژنتیک به منظور ایجاد پرتفوی مناسب و برآورد بازده هفتگی سهام استفاده کرده و در پایان هر هفته میزان بازدهی پرتفوی انتخابی را محاسبه و آن را با بازده شاخص‌های بازار مقایسه نمودند. نتایج این پژوهش، با یافته‌های یک سیستم شبکه عصبی که کار پیش‌بینی نتایج را در حوزه مالی انجام می‌داد نیز مقایسه گردید و هم افزایی ایجاد شده در صورت استفاده از هر دو سیستم مورد آزمون قرارگرفت و سپس در پایان هر هفته، میزان بازدهی محقق شده بررسی گردید و مشخص شد که روش مورد نظر، از خطایی در حدود ۶/۶ درصد و صحتی در حدود ۴۷/۶ درصد برخوردار است. لازو و همکاران (Lazo et al., 2000)، از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی برای انتخاب و مدیریت مجموعه‌ی دارایی‌ها استفاده کردند. بدین منظور، ابتدا توسط الگوریتم ژنتیک از بین ۱۳۷ دارایی از مجموع دارایی‌های معامله شده در بازار سهام سائو پائولو[5] برزیل در فاصله زمانی جولای ۱۹۹۴ تا دسامبر ۱۹۹۸، ۱۲ دارایی انتخاب شده و سپس با استفاده

1. Meta-heuristic Algorithms
2. Symbiotic Organisms Search
3. Genetic Algorithm
4. Particle Swarm Optimization
5. São Paulo stock exchange

Archive of SID

www.SID.ir

از شبکه عصبی، بازدهی هر یک از دارایی‌های انتخاب شده را برای دوره بعد پیش‌بینی کردند. در انتها با استفاده از یک الگوریتم ژنتیک دیگر، وزن بهینه هر یک از دارایی‌های انتخاب شده را تعیین نمودند. سبد انتخاب شده با استفاده از این سیستم دوگانه ژنتیک– عصبی برای دوره زمانی ۴۹ هفته‌ای مدیریت شد و نتایج آن با شاخص بوسپا[1] مقایسه گردید. نتایج نشان داد که بازدهی سبد اداره شده حاصل از مدل یاد شده، به میزان زیادی مشابه شاخص بازار و در برخی از موارد از آن بیشتر و بالاتر است. بررسی جزئیات بیشتر حاکی از آن بود که در وضعیت حاکم بودن رکود موقت بر بازار، بازده پرتفوی انتخابی بالاتر از بازده شاخص بازار و ریسک آن کمتر از ریسک بازار است. پاچکو و همکاران (Pacheco et al.,2000)، از الگوریتم ژنتیک به منظور برنامه‌ریزی جریان نقدینگی جهت مدیریت دارایی و بدهی استفاده کرده‌اند. در این پژوهش، چگونگی فعالیت و عمل سیستمی هوشمند شرح داده شده که وظیفه‌ی برنامه‌ریزی مالی و بهینه‌سازی جریان‌های نقدی را به عهده دارد که ICF نامیده می‌شود. سیستم ICF از الگوریتم ژنتیک به منظور طرح‌ریزی جریان‌های نقدی برای بهبود وضعیت سودآوری شرکت در دوره‌های زمانی خاص استفاده می‌کند. این سیستم، از دو مدل مالی و ژنتیک به‌طور همزمان استفاده کرده که مدل مالی، سودآوری جریان‌های نقدی را برای هر یک از سرمایه‌گذاری‌ها در دوره مورد بررسی محاسبه می‌کند و الگوریتم ژنتیک نیز از سوی دیگر به جستجو در بین برنامه‌ریزی‌های گوناگون جریان نقدی می‌پردازد و به توسعه سودآوری منجر می‌شوند. مقایسه نتایج این مدل با انتخاب تصادفی نیز نشان می‌دهد که مدل‌های انتخابی توسط ICF به‌طور میانگین حداقل به میزان ۵۰٪ در سطح بالاتری از سودآوری در مقایسه با مدل‌های انتخاب شده‌ی تصادفی قرار دارد. به منظور اطمینان از صحت نتایج، محققان برای چندین دوره زمانی مختلف، همین آزمون را انجام داده‌اند که در همه آن‌ها، نتایج ، حاکی از برتری ICF در مقایسه با سایر روش‌ها است. یانگ (Yang, 2006) الگوریتم ژنتیک را در کنار یک سیستم پویای بهینه‌سازی سبد سهام، جهت توسعه‌ی کارائی سبد سهام به کار برده است. نتایج نشان دهنده‌ی کارا بودن الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی سبد سهام بوده است. کورا (Cura, 2009)، از الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) در مسئله بهینه‌سازی پرتفوی مقید استفاده کرد. وی قیمت‌های هفتگی تعداد محدودی از سهام در بازارهای مختلف دنیا را در بازه ۵ ساله ۱۹۹۲ تا ۱۹۹۷ انتخاب کرده و با این تکنیک، مرز کارا را رسم نمود. نتایج نشان داد که این تکنیک، در بهینه‌سازی پرتفوی بسیار موفق عمل می‌کند. هوو و لین (Hao and Lin, 2009)، برای انتخاب سبد سهام با بازده‌ی تصادفی فازی، الگوریتم ژنتیک را به عنوان ابزار حل مدل‌های خود

1. Bovespa

www.SID.ir

به کار بردند. نتایج نشان داد الگوریتم ژنتیک در حل مدل برای انتخاب سبد سهام موفق بوده است. چانگ و همکاران (Chang, et al., 2009)، یک روش فرا ابتکاری برای حل مساله بهینه‌سازی سبد سهام ارائه کردند که در آن، الگوریتم ژنتیک، سبدهای سهام مختلف که ریسک آن‌ها به شیوه‌های متفاوتی محاسبه شده بود را به کار گرفت و نتایج نشان داد که امکان دستیابی به سبد بهینه سهام به کمک الگوریتم ژنتیک وجود دارد. آناگناستوپولوس و مامانیس (Anagnostopoulos and Mamanis, 2011) به بررسی الگوریتم‌های تکاملی چند هدفه NSGA[1]، PESA[2] و SPEA2[3] در حل مسئله انتخاب بهینه‌سازی سبد سهام پرداختند. توابع هدف تحقیق آنها، ماکزیمم سازی سود و مینیمم سازی ریسک بوده است. نتایج نشان داد که به طور کلی الگوریتم‌های تکاملی استراتژی‌های کارآمد و قابل اعتمادی برای این مسئله می‌باشند. ساداتی و باقرزاده (Sadati and Bagherzadeh, 2013) به پیاده‌سازی الگوریتم رقابت استعماری (ICA)[4] در حل مسئله انتخاب سبد سهام تصادفی فازی با هدف افزایش بازده‌ی دارایی‌ها توسط متغیر تصادفی فازی پرداختند. نتایج حاکی از عملکرد مناسب الگوریتم ICA در این مسئله می‌باشد. ساداتی و دنیاوی (Sadati and Doniavi, 2014) با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی به حل مسئله‌ی انتخاب سبد سهام بهینه تصادفی فازی با هدف افزایش بازده پرداختند. نتایج نشان داد که الگوریتم تکاملی مورد بررسی در این پژوهش به طور کامل قابلیت اداره‌ی مسئله‌ی انتخاب سبد سهام را دارد. صلاحی و همکاران (Salahi et al, 2014) به انتخاب سبد سهام بهینه با استفاده از دو الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) و جستجوی هارمونی (HS)[5] پرداختند. آزمایش آنها بر روی پنج مجموعه داده که شامل ۳۱ تا ۲۲۵ دارایی در هر مجموعه می‌باشد انجام شد. نتایج نشان داد که الگوریتم HS بسیار سریعتر از الگوریتم PSO به خصوص در مجموعه داده‌های بزرگ عمل می‌کند.

مطالعات داخلی نیز به بررسی الگوریتم‌های مختلف در جهت ایجاد پرتفوی بهینه پرداخته‌اند. عبدالعلی‌زاده شهیر و عشقی (۱۳۸۲)، با استفاده از حالت خاصی از الگوریتم ژنتیک، به انتخاب مجموعه‌ای از دارایی از بین سهام گوناگون پرداخته و نشان داده‌اند که انتخاب سبد سهام از طریق الگوریتم ژنتیک امکان‌پذیر است. مدرس و محمدی استخری (۱۳۸۶)، به انتخاب یک سبد سهام از بین سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس تهران با استفاده از الگوریتم ژنتیک به شرط بیشینه نمودن

1. Non-dominated Sorting Genetic Algorithm
2. Pareto Envelope-based Selection Algorithm
3. Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2
4. Imperialist competitive algorithm
5. Harmony Search

Archive of SID

www.SID.ir

بازده و کمینه نمودن ریسک پرداختند. به‌منظور دستیابی به این هدف، ۴۰ سهم از بین سهام موجود در جامعه آماری انتخاب و پس از محاسبه متغیرهای اصلی، با توجه به فرضیات تحقیق در سطوح مختلفی از اندازه سبد، نتایج هر بار اجرای این الگوریتم با نتایج مدل مارکویتز و انتخاب تصادفی مقایسه شد. نتایج نشان‌دهنده کارایی بالا و بسیار مناسب این الگوریتم در این زمینه بود. نویدی و همکاران (۱۳۸۸، ۲۶۲-۲۴۳) روشی بر مبنای الگوریتم ژنتیک ارائه داده‌اند که در آن، ریسک با تعریف جدیدی در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد این تعریف می‌تواند جایگزین مناسبی برای تعریف قبلی ریسک در بررسی بازار سهام باشد.

طالبی (۱۳۸۹)، در پژوهش خود با مناسب تشخیص دادن روش‌های ابتکاری، به اعمال چهار الگوریتم ابتکاری جدید و پرکاربرد ژنتیک، ترکیب ژنتیک و نلدر- مید، گروه ذرات و رقابت استعماری به مسئله بهینه‌سازی پرتفوی در بازار بورس اوراق بهادار تهران و انتخاب مناسب‌ترین حالت از بین سهام ۵۰ شرکت برتر پرداخته است. با توجه به یافته‌های پژوهش، کاربرد الگوریتم‌های ابتکاری در انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام تأیید و توصیه‌شده و عملکرد موفق این الگوریتم‌ها در برتری مستمر نسبت به پرتفوی بازار نشان داده شده است. امیری و همکاران (۱۳۸۹، ۲۴-۵)، در پژوهشی با عنوان انتخاب سبد سهام بهینه با استفاده از تصمیم‌گیری چند معیاره جهت بهینه‌سازی سبد سهام، الگوریتم ممتیک را بکار بردند. نتایج حاکی از موفقیت الگوریتم ممتیک در اولویت‌بندی سبدهای سهام از طریق روش‌های چند معیاره دارد. راعی و همکاران (۱۳۸۹، ۱۲۸-۱۰۵)، با استفاده از روش جستجوی هارمونی، به بررسی عملکرد جستجوی هارمونی در بهینه‌سازی مقید پرتفوی سهام پرداخته‌اند. نتایج از موفق عمل کردن این روش در یافتن جواب‌های بهینه در تمامی سطوح خطرپذیری و بازده حکایت دارد.

۳- معرفی روش‌ها

در این مقاله برای تشکیل پرتفوی بهینه از الگوریتم‌های جستجوی موجودات همزیست (SOS)، ژنتیک (GA) و ازدحام ذرات (PSO) استفاده شده است که در این قسمت به معرفی آنها پرداخته می‌شود. از آنجایی که الگوریتم SOS جدید بوده و تا کنون کمتر از دو الگوریتم GA و PSO مورد استفاده قرار گرفته لذا با تفصیل بیشتر و برای جلوگیری از طولانی شدن بحث دو الگوریتم دیگر به اختصار توضیح داده شده‌اند که برای اطلاعات بیشتر به منابع دیگر ارجاع داده می‌شوند.

Archive of SID

www.SID.ir

- الگوریتم جستجوی موجودات همزیست (SOS)

الگوریتم جستجوی موجودات همزیست SOS یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری است که بر پایه شبیه-سازی رفتاری متقابل میان موجودات توسط چنگ و پرایگو (Cheng and Prayogo, 2014) ارائه شده است. موجودات به علت تکیه بر دیگر گونه‌ها برای گذراندن زندگی و حتی بقاء، به ندرت در انزوا زندگی می‌کنند. این رابطه‌ی مبتنی بر اعتماد، به‌عنوان همزیستی شناخته می‌شود.

الگوریتم SOS فعل و انفعالات همزیستی در رابطه بین دو گونه را شبیه‌سازی می‌کند، به نحوی که یک گونه به جستجو برای پیدا کردن مناسب‌ترین موجود می‌پردازد. مانند دیگر الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت، الگوریتم SOS مکرراً جمعیتی از کاندیداها را برای یافتن مناطقی به عنوان جواب بهینه در محدوده‌ی کلی جواب ایجاد می‌کند که در مطالعه‌ی حاظر، این جمعیت، معادل میزان درصد هر سهم در مسئله بهینه‌سازی سبد سهام بورس اوراق بهادار می‌باشد. الگوریتم SOS با یک جمعیت اولیه به نام اکوسیستم کار خود را آغاز می‌کند. در اکوسیستم اولیه، گروهی از موجودات (متغیر تصمیم) به‌طور تصادفی در فضای جستجو تولید می‌شوند. هر موجود زنده، به عنوان یک کاندید از راه‌حل مسئله که با میزان برازش خاصی در ارتباط است، نشان‌دهنده درجه انطباق با هدف مورد نظر (مقدار تابع هدف) است. تقریباً تمام الگوریتم‌های فراابتکاری در هر تکرار، عملکرد جایگزینی را برای حل مسئله اعمال می‌کنند تا راه‌حل جدیدی برای تکرار بعدی به وجود آورند. در SOS، تولید راه‌حل جدید به وسیله تقلید تعامل بیولوژیک بین دو موجود در اکوسیستم اداره می‌شود که به وسیله‌ی سه فاز همکاری[1] (استفاده متقابل)، هم‌سفرگی[2] و انگلی[3] که شبیه به مدل تعاملی بیولوژیکی در دنیای واقعی است ایجاد می‌گردد. هویت هر تعامل مبتنی بر نوع تعامل، تعریف می‌شود. به این ترتیب که سود دو طرفه بیانگر فاز همکاری، سود یک طرفه مبین فاز هم‌سفرگی و سود یک طرف و زیان طرف دیگر نشان‌دهنده‌ی فاز انگلی می‌باشد. در همه‌ی فازها هر موجود به صورت تصادفی با موجود دیگر تعامل می‌کند. این فرآیند تا زمانی که معیار خاتمه‌ی فرآیند (رسیدن به حداکثر تعداد تکرار) برآورده شود ادامه پیدا می‌کند. روند کلی الگوریتم به شکل زیر است:

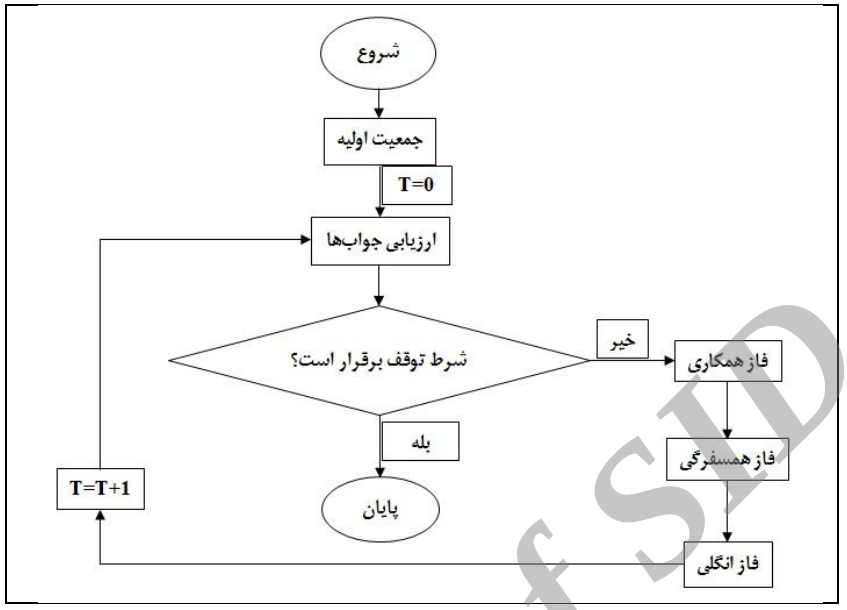
مقداردهی اولیه← تکرار← فاز همکاری← فاز هم‌سفرگی← فاز انگلی← خاتمه‌ی فرآیند پس از رسیدن به حداکثر تعداد تکرار

روند کلی الگوریتم SOS در شکل (۱) آورده شده است.

1. Mutualism phase
2. Commensalism phase
3. Parasitism phase

Archive of SID

www.SID.ir



شکل (۱): فلوچارت الگوریتم SOS

فاز همکاری

یک مثال برای فاز همکاری که دو طرف از آن سود می‌برند رابطه بین گل‌ها و زنبورها است. زنبورها بین گل‌ها پرواز می‌کنند، شهد جمع می‌کنند تا به عسل تبدیل کنند؛ این کاری است که باعث سود بردن زنبورها می‌شود. این فعالیت همچنین باعث سود بردن گل‌ها نیز می‌شود، چون زنبورها در طی روند کاری خود گرده را توزیع می‌کنند که گرده‌افشانی را تسهیل می‌کند. الگوریتم SOS از این روند به عنوان فاز همکاری تقلید می‌کند.

در SOS، X_i موجودی است که با iامین عضو محیط (متغیر تصمیم مسئله) همخوانی دارد. موجود دیگر که X_j باشد به صورت تصادفی انتخاب می‌شود تا با X_i در تعامل باشد. هر دو موجود در رابطه‌ی تعامل، با هدف افزایش مزایای بقاء دو طرفه در اکوسیستم شرکت می‌کنند. راه‌حل‌های جدید برای X_i و X_j بر اساس همکاری تعاملی بین X_i و X_j با استفاده از روابط (۱) و (۲) محاسبه می‌شود:

$$X_{inew} = X_i + rand(0,1) \times (X_{best} - Mutual - Vector \times BF_1) \quad (۱)$$

$$X_{jnew} = X_j + rand(0,1) \times (X_{best} - Mutual - Vector \times BF_2) \quad (۲)$$

$$Mutual - Vector = \frac{X_i + X_j}{2} \quad (۳)$$

که در روابط فوق، $rand(0,1)$ یک بردار از اعداد تصادفی است. نقش BF_1 و BF_2 به شرح زیر است.

Archive of SID

www.SID.ir

در طبیعت، بعضی از روابط تعاملی ممکن است سود بیشتری برای یک طرف از موجودات نسبت به طرف دیگر داشته باشد. به بیان دیگر، موجود A ممکن است نسبت به موجود B سود بسیار بیشتری ببرد. در همین حال موجود B به سود خود بسنده می‌کند یا سود قابل توجهی نمی‌برد. در اینجا، فاکتور سود (BF_1 و BF_2) به صورت تصادفی در روابط (۱) و (۲) تعریف شده‌اند. این فاکتورها نشان‌دهنده سطح سود بردن هر موجود است که آیا یک موجود از این رابطه سود کامل برده یا بخشی از سود را می‌برد. رابطه (۳) برداری را نشان می‌دهد که به آن بردار متقابل گفته می‌شود و خصوصیات ارتباطی بین X_i و X_j را نشان می‌دهد. قسمتی از رابطه‌ی ($X_{best} - Mutual - Vector \times BF_1$) به اثر تعاملی بر می‌گردد که با این تعامل و همکاری، چه میزان هدف بقاء برای دو طرف بدست خواهد آمد. بر اساس فاز همکاری، همه موجودات با افزایش توانایی و انطباق خود در محیط‌زیست روبرو هستند. بعضی از آن‌ها از رابطه‌ی همزیستی با موجود دیگری برای افزایش امتیاز بقاء استفاده می‌کنند. در اینجا، هدف بدست آوردن X_{best} است زیرا X_{best} دارای بیشترین درجه انطباق با نقطه‌ی بهینه‌ی سراسری می‌باشد. بنابراین از X_{best} (راه‌حل سراسری) برای مدل کردن بالاترین درجه‌ی انطباق، به عنوان نقطه نهایی و افزایش برازش هر دو موجود استفاده می‌شود. در نهایت موجود زمانی انطباق پیدا می‌کند که میزان برازندگی جدیدش نسبت به قبل از تعاملش بهتر باشد.

فاز هم‌سفرگی

رابطه هم‌سفرگی مانند رابطه‌ی بین ماهی چسبنده و کوسه است. ماهی چسبنده خود را به کوسه می‌چسباند و از غذای باقی‌مانده می‌خورد و بنابراین سود دریافت می‌کند. کوسه در برابر فعالیت ماهی چسبنده منفعتی نمی‌برد یا اگر هم ببرد به کمترین میزان است. مشابه با حالت تعامل دو طرفه، موجود X_i به صورت تصادفی از اکوسیستم مرتبط با موجود X_j انتخاب می‌شود. در این شرایط، موجود X_i تلاش می‌کند که از این ارتباط بیشترین سود را دریافت کند در حالی که موجود X_j در این رابطه نه سودی می‌برد و نه متحمل ضرری می‌شود. راه‌حل جدید X_i بر طبق همزیستی هم‌سفرگی بین موجودات X_i و X_j از رابطه (۴) محاسبه می‌شود. بر طبق قوانین حاکم بر طبیعت، موجود X_i فقط وقتی انطباق پیدا می‌کند که میزان برازندگی جدیدش بهتر از برازندگی قبل از تعاملش باشد.

$$X_{inew} = X_i + rand(-1,1) \times (X_{best} - X_j) \quad (۴)$$

قسمت ($X_{best} - X_j$)، به سودی که توسط X_i برای کمک به X_j به وجود می‌آید بر می‌گردد تا شانس نجات خود را در اکوسیستم کنونی بیشتر کند.

فاز انگلی

Archive of SID

www.SID.ir

یک مثال از فاز انگلی، انگل پلاسمودیوم است که از رابطه‌اش به وسیله پشه آنوفل، از انسان به عنوان میزبان استفاده می‌کند. در حالی که انگل در بدن انسان رشد و تولید مثل می‌کند، فرد میزبان ممکن است مالاریا گرفته و در نتیجه بمیرد.

در SOS، موجود X_i به وسیله ایجاد انگلی مصنوعی به نام "بردار انگل"، نقشی شبیه به پشه آنوفل را ایفا می‌کند. بردار انگل در فضای جستجو با تکثیر موجود X_i به وجود می‌آید، سپس تغییرات بر اساس انتخاب تصادفی و با استفاده از یک عدد تصادفی بر روی آن رخ می‌دهد. موجود X_j به عنوان میزبان و به صورت تصادفی از اکوسیستم انتخاب می‌شود. بردار انگل تلاش می‌کند تا X_j را در اکوسیستم جابجا کند. هر دو موجود (X_i و X_j) با اندازه‌گیری میزان برازندگی (میزان تابع هدف) خود مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. اگر بردار انگل برازندگی بیشتری داشته باشد، موجود X_j را خواهد کشت و جایگاه آن را در اکوسیستم تصاحب می‌کند اما اگر برازندگی X_i بیشتر باشد، X_j نسبت به انگل در امان خواهد بود و بردار انگل توانایی بیشتری برای زندگی در آن اکوسیستم را نداشته و در آن اکوسیستم جایی ندارد.

پس از معرفی الگوریتم SOS مطالعات گوناگونی در علوم مختلف فنی به بررسی عملکرد بهینه-سازی این الگوریتم پراخته است. تران و سایرین (Tran et al., 2015) برای مسئله بهینه‌سازی شیفت‌های کاری در پروژه‌های ساختمانی با اهداف معاوضه‌ی میان‌مدت زمان پروژه، هزینه‌ی پروژه و استفاده از شیفت کار ظهر و شب، از این الگوریتم استفاده کرده‌اند. نتایج نشان‌دهنده‌ی قدرت بالای الگوریتم فوق در بهینه‌سازی برنامه‌ی شیفت کاری که قادر به کمک در انتخاب طرح مناسب یک پروژه به مدیران می‌باشد، بوده است. پاندا و پانی (Panda and Pani, 2016) با استفاده از الگوریتم مذکور به حل مسائل بهینه‌سازی مقید چندهدفه پرداخته‌اند. آن‌ها از دوازده مسئله‌ی معیار چندهدفه نامقید و شش مسئله مقید استفاده و جهت بررسی و رسیدگی به برابری و نابرابری در محدودیت‌ها از تابع پنالتی تطبیقی استفاده کرده‌اند. نتایج بدست آمده از ۵۰ اجرای مختلف نشان‌دهنده برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های چندهدفه بهینه‌سازی اجسام در حال برخورد (MOCBO)، الگوریتم چندهدفه ازدحام ذرات (MOPSO)، الگوریتم ژنتیک با مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA)، الگوریتم چندهدفه گرادیان جستجوگر (MGE) و الگوریتم چندهدفه گرادیان مسیریاب (MGP) بوده است. همچنین تجانی و سایرین (Tejani et al., 2016) برای بهینه‌سازی طراحی سازه، از الگوریتم جستجوی موجودات همزیست استفاده کرده‌اند. نتایج حاکی از عملکرد مناسب و کارآمدتر الگوریتم SOS در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های موردبررسی بوده است.

Archive of SID

www.SID.ir

- الگوریتم ژنتیک (GA)

این الگوریتم به عنوان اولین الگوریتم فراکاووشی در زمینه‌ی هوش مصنوعی می‌باشد که توسط هالند (Holland, 1975) با الهام از پروسه تکامل طبیعت و خصوصیات ژنتیکی موجودات ارائه گردیده است. این الگوریتم، جستجو را با مجموعه‌ای از جواب‌های تصادفی که جمعیت نامیده می‌شوند، آغاز می‌کند. هر جمعیت از تعدادی کروموزوم تشکیل‌شده و هر کروموزوم شامل ژن‌هایی است که این ژن‌ها می‌توانند اعداد دودویی، حقیقی، نشانه‌ها و ... باشند. پس از تولید تصادفی نسل اول، کروموزوم-های موجود در این نسل ارزیابی‌شده و بر اساس برازش به‌دست‌آمده از هر کروموزوم، جمعیت نسل بعد به گونه‌ای تشکیل می‌شود که مسئله را به سمت بهینه هدایت کند. درواقع الگوریتم ژنتیک بر این اصل استوار است که کروموزوم‌های بهتر (برازش مناسب‌تر) شانس بیشتری برای بقا خواهند داشت[۱].

- الگوریتم ازدحام ذرات (PSO):

این الگوریتم توسط کندی و ابرهارت (Kennedy and Eeberhart, 1995) معرفی گردیده است که از رفتار جمعی پرندگان در یافتن غذا، بهره می‌گیرد. این فرآیند را می‌توان به این شکل تعریف کرد که یک گروه از پرندگان به‌صورت تصادفی در یک منطقه به دنبال غذا می‌گردند و تنها در یک قسمت از ناحیه‌ی جستجو، غذا وجود دارد. هیچ‌کدام از پرندگان از مکان غذا اطلاعی ندارند اما میزان فاصله خود تا غذا را در هر مرحله از جستجو می‌دانند. اکنون این سؤال مطرح می‌شود که بهترین تدبیر برای رسیدن به غذا چیست؟ شاید مؤثرترین استراتژی این باشد که پرندگان به دنبال پرنده‌ای حرکت کنند که نزدیک‌ترین فاصله را تا غذا دارد. PSO از این سناریو در رسیدن به محل بهینه استفاده می-کند. در PSO هر جواب مسئله، موقعیت یک پرنده در فضای جستجو است که ذره نامیده می‌شود. تمام ذره‌ها دارای یک مقدار شایستگی هستند که توسط تابع شایستگی که باید بهینه شود به دست می-آید و پرنده‌ای به غذا نزدیک‌تر است که شایستگی بیشتری دارد و همچنین هر ذره یک سرعت دارد که مسیر حرکت آن را به‌سوی ذره بهینه فعلی هدایت می‌کند (Shah-Hosseini et al.,2011). در واقع انبوه ذرات که کمینه‌ی یک تابع را جستجو می‌کنند، همانند دسته‌ای از پرندگان عمل می‌کنند که به دنبال غذا می‌گردند.

۱. برای مطالعات بیشتر به (Holland, 1975) مراجعه کنید.

Archive of SID

www.SID.ir

۴- روش تحقیق

نظر به ضرورت روزافزون بهینه نمودن سبد سهام بورس اوراق بهادار از یکسو و کاربرد الگوریتم بهینه‌سازی SOS در سایر علوم از سوی دیگر، در پژوهش حاضر به بررسی کارایی الگوریتم مزبور در بهینه‌سازی سبد سهام بورس اوراق بهادار پرداخته شده است. داده‌های ورودی برای اجرای الگوریتم پیشنهادی از اطلاعات ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار کشور در یک دوره‌ی زمانی که از ابتدای اردیبهشت ماه ۱۳۹۵ شروع و به پایان بهمن ماه ۱۳۹۵ ختم می‌شود[۱]، تشکیل شده است. به همین منظور مدلی بر اساس الگوریتم SOS، GA و PSO در قسمت برنامه‌نویسی نرم‌افزار MATLAB توسعه داده شده است تا نتایج بهینه‌سازی پرتفوی را بدست آورده و عملکرد SOS را بتوان با دو الگوریتم دیگر مقایسه کرد.

به منظور دستیابی به هدف این مقاله، پس از انتخاب داده‌های شرکت‌های فعال بورس اوراق بهادار، به طراحی مدلی چند هدفه با اهداف ماکزیمم سازی بازدهی و مینیمم سازی ریسک برای انتخاب سبد سهام از بین ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار پرداخته و سپس مدل با استفاده از الگوریتم‌های فراکاوشی جستجوی موجودات همزیست (SOS)، ژنتیک (GA) و ازدحام ذرات (POS) حل گردیده است.

فهرست ۵۰ شرکت فعال بورس اوراق بهادار که در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفت در جدول (۱) آورده شده است.

۱. از آنجایی که هیچ‌گونه‌ی داده‌ی مفقود شده ای نباید برای اجرای الگوریتم‌ها وجود داشته باشد لذا دوره‌ی مذکور به گونه‌ای انتخاب شده است که این شرط را تامین کند.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول (۱): فهرست ۵۰ شرکت فعال بورس اوراق بهادار

نام شرکت	متغیر تصمیم	نام شرکت	متغیر تصمیم
صنایع پتروشیمی خلیج فارس	X1	چادرملو	X26
ایران خودرو	X2	گروه بهمن	X27
سایپا	X3	خدمات انفورماتیک	X28
پالایش نفت بندرعباس	X4	سرمایه‌گذاری صندوق بازنشستگی	X29
فولاد مبارکه سپاهان	X5	سرمایه‌گذاری توسعه معادن و فلزات	X30
شرکت ارتباطات سیار	X6	سرمایه‌گذاری گروه توسعه ملی	X31
مخابرات ایران	X7	گروه پتروشیمی س.ایرانیان	X32
سرمایه گذاری غدیر	X8	سایپا دیزل	X33
گسترش نفت و گاز پارسیان	X9	فولاد خوزستان	X34
سرمایه گذاری ن،گ و پتروشیمی تامین	X10	لیزینگ رایان سایپا	X35
کشتیرانی جمهوری اسلامی	X11	سرمایه‌گذاری آتیه	X36
صنایع آذر آب	X12	بانک انصار	X37
پتروشیمی جم	X13	گسترش سرمایه‌گذاری ایران خودرو	X38
صنایع مس ایران	X14	سرمایه‌گذاری دارویی تامین	X39
پالایش نفت اصفهان	X15	سرمایه‌گذاری خوارزمی	X40
سرمایه گذاری سایپا	X16	سیمان شمال	X41
پتروشیمی مبین	X17	سیمان فارس و خوزستان	X42
سرمایه گذاری رنا	X18	تامین ماسه ریخته‌گری	X43
پارس خودرو	X19	س.توسعه و عمران استان کرمان	X44
زامیاد	X20	عمران و توسعه فارس	X45
پتروشیمی فجر	X21	صنعت روی زنگان	X46
ایران ترانسفو	X22	معادن بافق	X47
معدنی و صنعتی گلگهر	X23	باما	X48
گروه مدیریت سرمایه‌گذاری امید	X24	حفاری شمال	X49
پتروشیمی پردیس	X25	صنایع لاستیکی سهند	X50

با توجه به چند هدفه بودن مساله، اجزای مدل (متغیرهای تصمیم، توابع هدف و محدودیت‌ها) به منظور طراحی مدلی چند هدفه در زیر توضیح داده شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

٤-١ متغیرهای تصمیم

از نگاه سیستمی، بخش عمده خروجی های مدل ریاضی، متغیرهای تصمیم آن است. در این تحقیق نیز متغیرهای تصمیم مدل ریاضی (بر اساس مشخصه‌های تعریف شده) X_i است که بیانگر مقدار سرمایه‌گذاری در سهام iام است.

٤-١-١- مقادیر ثابت مدل ریاضی (پارامترهای مدل)

در طراحی هر مدل ریاضی، به مقایر مشخصی نیاز است که به عنوان ورودی مدل، تأثیر مستقیمی بر نتایج حل آن دارند. ضرایب فنی محدودیت‌ها و ضرایب متغیرهای به کار رفته در تابع هدف، از اجزای ورودی به مدل ریاضی هستند. مقادیر ثابتی که پیش از حل مدل می‌بایست از اسناد، مدارک و تجزیه و تحلیل داده‌های گردآوری شده معین گردند، شامل موارد ذیل می‌باشند:

الف) محدودیت های سیستمی

این محدودیت بدین معنا است که سهام خریداری شده باید دقیقا برابر با کل منابع موجود باشد. این محدودیت به صورت زیر در مدل نشان داده می شود.

$$\sum_{i=1}^{n} X = 100 \qquad (۵)$$

ب) محدودیت حداکثر سرمایه‌گذاری در سهام

با تعیین یک حد بالا برای متغیر تصمیم، می توان تنوع سهام تشکیل دهنده سبد سهام را افزایش داد و یک سبد سهام با تنوع بیشتر به دست آورد. در تعیین حد بالا برای متغیر های تصمیم ، نظر سرمایه‌گذار تعیین کننده است و با توجه به حداقل تعداد سهامی که سرمایه‌گذار تمایل به سرمایه‌گذاری در آن دارد، تعیین می شود .

$$X_i \leq U, \qquad i = 1,2,3, \dots, n \qquad (۶)$$

ج) محدودیت فروش استقراضی

در بازارهای سرمایه‌ی پیشرفته، سرمایه‌گذار می‌تواند پیشنهاد فروش سهامی را ارائه دهد که مالک آن نیست. این عمل را فروش استقراضی می نامند (راعی و همکاران، ۱۳۸۹، ۱۲۸-۱۰۵.) در صورتیکه فروش استقراضی منع شده باشد، به صورت محدودیت زیر در مدل نشان داده می شود.

$$X_i \geq 0, \qquad i = 1,2,3, \dots, n \qquad (۷)$$

این محدودیت حداقل وزن هر سهم را در سبد سهام برابر صفر در نظر می‌گیرد و اعداد منفی را رد می‌نماید. در صورتی که فروش استقراضی مجاز باشد این محدودیت حذف می‌گردد.

Archive of SID

www.SID.ir

۴-۱-۲ اهداف مدل طراحی شده

الف) حداکثر بازدهی سبد سهام

با توجه به اینکه سرمایه‌گذاری برای کسب بازدهی صورت می‌گیرد و سرمایه‌گذار تمایل دارد به نحوی بودجه خود را سرمایه‌گذاری کند که بالاترین بازدهی را کسب نماید، هدف متناظر با بازدهی سبد سهام به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\text{Max } Z_1 = \sum_{i=1}^{n} x_i r_i \qquad (۸)$$

بازده سرمایه‌گذاری در سهام، در یک دوره‌ی معین شامل هرگونه وجوه نقدی دریافتی به اضافه تغییرات قیمت در طول دوره، تقسیم بر قیمت اوراق یا دارایی در زمان خرید است که برای محاسبه‌ی نرخ بازده از رابطه زیر استفاده می‌شود.

$$r_t = \frac{D_t + (P_t - P_{t-1})}{P_{t-1}} \qquad (۹)$$

ب) حداقل ریسک سبد سهام

از آنجا که ریسک را به عنوان تغییرپذیری بازده تعریف کرده‌ایم، بنابراین هر اندازه توزیع بازده محدودتر باشد، ریسک سرمایه‌گذاری کمتر خواهد بود. در عمل انحراف معیار نرخ بازده که بیانگر ویژگی‌های توزیع احتمال است، برای اندازه‌گیری ریسک استفاده می‌کنیم. با توجه به اینکه واریانس، بیانگر پراکنش داده‌ها حول میانگین است، بنابراین حداقل کردن واریانس به عنوان یک هدف برای کاهش تغییرپذیری بازده سبد سهام به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\text{min} Z_2 = \sum_{i=1}^{n} x_i^2 \delta_i^2 + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} x_i x_j \delta_{ij} \qquad (۱۰)$$

۵- نتایج و بحث

در این پژوهش برای بررسی کارآمدی الگوریتم‌های موردبررسی، از توابع محک استاندارد استفاده گردیده است (Cheng and Prayogo, 2014). جدول (۲) نتایج پیاده‌سازی الگوریتم‌های فراابتکاری بر روی توابع محک استاندارد را نشان می‌دهد. تعداد اعضای جمعیت اولیه در هر الگوریتم یکسان و متناسب با بعد هر تابع بوده و تعداد تکرارها برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول (۲): نتایج پیاده‌سازی الگوریتم‌های فراابتکاری بر روی توابع محک استاندارد

تابع	بعد	مقدار هدف	SOS	GA	PSO
Goldsten-Price	۲	۳	۳	۳/۰۰۰۴	۳
Mccormick	۲	-۱/۹۱۳۳	-۱/۹۱۳۲	-۱/۹۱۳۲	-۱/۹۱۳۲
Rosenbrock	۲	۰	$۵/۳\times۱۰^{-۱۳}$	$۲/۳\times۱۰^{-۵}$	۰
Rosenbrock	۱۰	۰	$۲/۱۶\times۱۰^{-۸}$	۴/۵۵	۰/۰۳۵
Rosenbrock	۳۰	۰	$۴/۰۵\times۱۰^{-۸}$	۲۵/۵۲	۰/۰۸۷
Shekel	۴	-۱۰/۵۳۶۴	-۱۰/۵۳۲۱	-۱۰/۴۳۳۹	-۱۰/۵۳۲
Six-Hump Camel	۲	-۱/۰۳۱۶	-۱/۰۳۱۶	-۱/۰۳۱۶	-۱/۰۳۱۶

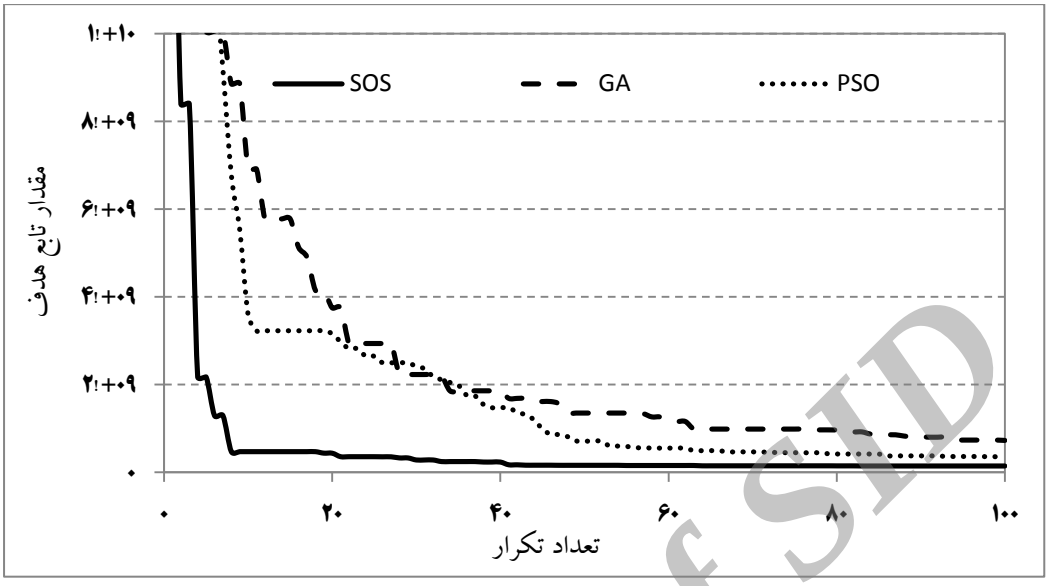
نتایج جدول (۲) نشان‌دهنده عملکرد بالای الگوریتم SOS در مقایسه با الگوریتم‌های فراابتکاری دیگر می‌باشد. همان‌طور که در جدول (۲) مشاهده می‌شود، در مسائل با ابعاد کوچک عملکرد هر ۳ الگوریتم به‌طور تقریبی یکسان و مناسب می‌باشد. با افزایش بعد مسئله و پیچیدگی آن (تابع Rosenbrock با بعد ۳۰) عملکرد الگوریتم‌های دیگر به‌خصوص GA سیر نزولی داشته و از مقدار بهینه فاصله گرفته، اما الگوریتم SOS نسبت به ۲ الگوریتم دیگر به مراتب به جواب بهینه نزدیک‌تر بوده و خطای پایین‌تری دارد. با توجه به نتایج به دست آمده در جدول (۲) به نظر می‌رسد الگوریتم SOS در مسائل بزرگ مقیاس مثل بهینه‌سازی سبد سهام قابلیت کافی داشته باشد.

در این قسمت، انتخاب سبد سهام بهینه از بین ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار مدنظر است که در جدول (۱)، این ۵۰ شرکت به همراه متغیر تعریف شده برای آن‌ها و پارامترهای لازم برای اجرای مدل نشان داده شده است.

با توجه به ابعاد مسئله، تعداد جمعیت اولیه در الگوریتم‌های مورد بررسی برابر با ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. میانگین مقادیر تابع هدف (بیشینه سازی بازدهی و کمینه سازی ریسک) حاصل از ۱۰ بار اجرای مختلف الگوریتم‌های SOS، GA و PSO به ترتیب برابر ۱۴۱۸۶۸۸۳۵/۴۶، ۷۲۴۴۳۳۴۱۵/۵۹ و ۳۵۲۵۴۶۶۸۷/۶۴ بوده است. تعداد تکرار در دو الگوریتم برابر ۱۰۰ و تعداد ارزیابی تابع هدف در هر سه الگوریتم یکسان و برابر ۱۰۱۰۰ در نظر گرفته شده است. نمودار همگرایی الگوریتم‌های مورد بررسی در اجرای مدل انتخاب سبد سهام بهینه در شکل (۲) آورده شده است.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل (۲): روند همگرایی الگوریتم‌ها در انتخاب سبد سهام بهینه

همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود الگوریتم SOS نسبت به دو الگوریتم دیگر سریع‌تر همگرا شده و همچنین توانسته تابع هدف را به بهینه سراسری نزدیک‌تر کند و همچنین الگوریتم SOS با سرعت بالاتری نسبت به دو الگوریتم دیگر، محاسبات را انجام داده است به طوری که زمان انجام محاسبات الگوریتم SOS برابر با ۱۱۶۶/۰۲ ثانیه می‌باشد و این در حالی است که دو الگوریتم PSO و GA محاسبات را به ترتیب با ۲۱۰۵/۱۷ و ۲۳۰۰/۷۸ ثانیه انجام داده‌اند.

نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم‌های فراکاوشی مورد بررسی در جدول (۳) ارائه شده است. جواب‌های ارائه شده بیانگر نسبتی از بودجه که در سهام هر شرکتی بایستی سرمایه‌گذاری شود، است. به عنوان مثال میزان سرمایه‌گذاری در سهام شرکت ایران خودرو (X_2) ناشی از الگوریتم SOS برابر ۷/۱۲۳ درصد می‌باشد که بیانگر این است که سرمایه‌گذار برای حداقل کردن تابع برازندگی بایستی ۷/۱۲۳ درصد از سرمایه خود را در متغیر X_2 (شرکت ایران خودرو) سرمایه‌گذاری کند.

Archive of SID

www.SID.ir

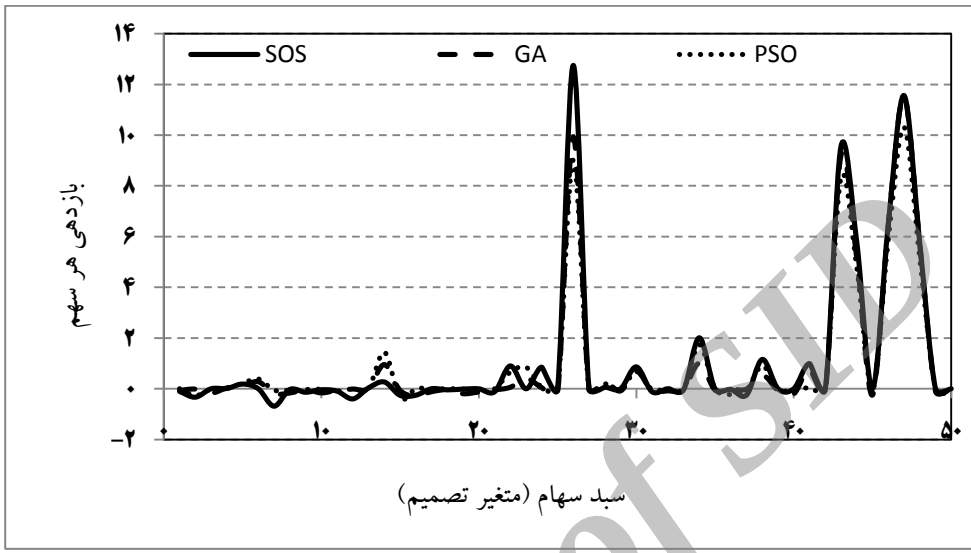
جدول (۳): نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم‌های مورد بررسی

متغیر تصمیم	SOS	PSO	GA	متغیر تصمیم	SOS	PSO	GA
X1	۰/۴۸۵	۰	۰/۳	X26	۷/۶۶۷	۶/۸۳	۷/۶۸۹
X2	۷/۱۲۳	۱/۴۵۶	۰/۰۷۲	X27	۰	۰/۱۶۸	۰/۰۳۲
X3	۰	۰/۲۵۹	۳/۰۴۴	X28	۰/۶۸۷	۲/۰۹۹	۳/۰۷۶
X4	۰/۸۹۹	۱/۲۳۴	۲/۷۲۱	X29	۰	۰/۳۰۸	۰/۶۲۵
X5	۱/۸۱۷	۲/۱۳۳	۱/۰۴۲	X30	۶/۷	۵/۳۰۲	۵/۳۴۶
X6	۰	۲/۰۱۳	۱/۴۴۲	X31	۰/۴۰۶	۰/۱	۰/۲۶
X7	۷/۶۶۷	۰/۵۹۲	۲/۰۹۳	X32	۰	۰	۰/۲۷۳
X8	۰/۰۶۷	۰/۱۵۵	۰/۴۳۶	X33	۰/۰۸۶	۰	۰/۰۶۹
X9	۰/۵۲	۰/۱۱۸	۰/۱۲۱	X34	۰	۶/۰۰۷	۳/۴۷۶
X10	۰/۲۷۷	۰/۱۱۵	۱/۱۳۲	X35	۰	۰	۰/۰۷۷
X11	۰/۲۵۲	۰/۲۵۹	۰/۱۴۶	X36	۰/۵۱۶	۴/۶۳	۰/۲۱۷
X12	۰/۷۹۷	۰/۰۰۸	۰/۰۲۲	X37	۱/۱۶۷	۰/۲۵۹	۰/۰۷۶
X13	۲/۸۹۲	۱/۰۹۳	۰/۹۵۴	X38	۷/۶۶۷	۶/۰۰۸	۳/۶۱
X14	۱/۱۵۵	۶/۲۴۸	۴/۱۱۳	X39	۰	۰/۰۲۳	۰/۳۳۷
X15	۱/۷۴۶	۲/۵	۰/۴۳۱	X40	۰	۰/۱۳۸	۰/۳۸۴
X16	۰/۳۱۲	۰	۰/۳۴	X41	۶/۸۵۹	۰/۳۵۲	۵/۵۵۹
X17	۰	۰/۱۳۹	۱/۳۴۸	X42	۰/۱۳۱	۰/۵۲۳	۱/۶۰۹
X18	۰/۰۷۱	۰	۰/۰۶۶	X43	۷/۶۶۷	۶/۶۸۹	۷/۳۸۴
X19	۰/۰۳۳	۰/۰۱۹۹	۰/۵	X44	۰	۶/۳۶	۶/۸۲۸
X20	۰/۰۰۷	۰/۳۲۸	۰/۶۱	X45	۰	۰/۱۸۸	۱/۶۲۶
X21	۰/۱۸۸	۰/۰۰۶	۰/۰۷۲	X46	۷/۵۰۱	۶/۷۸۳	۷/۴۷۶
X22	۰/۸۶۶	۵/۶۱۴	۰/۵۰۸	X47	۷/۶۶۷	۶/۸۴۱	۷/۶۳۷
X23	۰	۵/۳۱۸	۲/۵۶	X48	۷/۶۵۵	۶/۸۴۱	۷/۶۱۹
X24	۲/۶۹۳	۲/۵۲۳	۲/۰۳۹	X49	۰	۰	۰/۷۰۹
X25	۰/۰۸۵	۰/۵۳۵	۱/۸۸۳	X50	۰	۰/۸۸۲	۰/۰۰۵

Archive of SID

www.SID.ir

شکل (۳) نمودار مقایسه بازده هر سهم در دوره مورد مطالعه (اردیبهشت ماه ۱۳۹۵ تا بهمن ماه ۱۳۹۵) که توسط الگوریتم‌های فراابتکاری بدست آمده است را نشان می‌دهد.



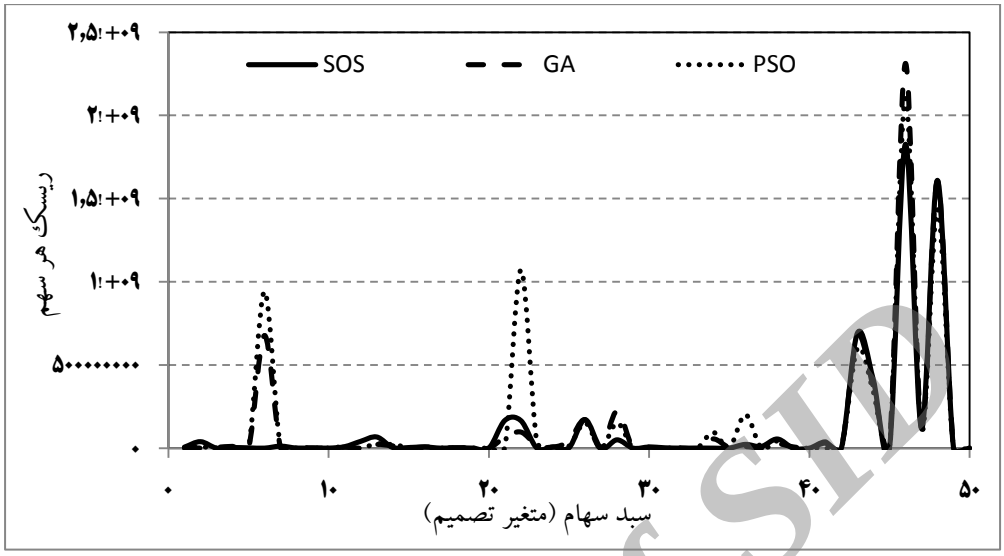
شکل (۳): مقایسه بازده بدست آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی برای هر سهم

همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود الگوریتم SOS در افزایش بازدهی هر سهم در مسئله انتخاب سبد سهام بهینه عملکرد بهتری نسبت به دو الگوریتم دیگر داشته است.

شکل (۴) نمودار مقایسه‌ی ریسک هر سهم در دوره مورد مطالعه (از اردیبهشت ماه ۱۳۹۵ تا بهمن ماه ۱۳۹۵) که توسط الگوریتم‌های مورد بررسی بدست آمده است را نشان می‌دهد.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل (۴): مقایسه ریسک بدست آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی برای هر سهم

همان‌طور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود الگوریتم SOS تعداد ریسک‌های کمتری نسبت به دو الگوریتم دیگر داشته است اما شدت ریسک‌ها در آن بیشتر بوده است.

٦- نتیجه‌گیری

در این مقاله به بررسی مقایسه‌ای سه الگوریتم فراکاووشی جستجوی موجودات همزیست (SOS)، ژنتیک (GA) و ازدحام ذرات (PSO) در بهینه‌سازی سبد سهام ۵۰ شرکت فعال بورس پرداخته شده است. نتایج حاکی ازآن است که مدل مبتنی بر الگوریتم SOS، که پیش‌تر در اموری نظیر حل مسائل بهینه‌سازی مقید چندهدفه و بهینه‌سازی طراحی سازه از قابلیت کاربردی و دقت خوبی برخوردار بوده است، در مسئله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام نیز از کارایی بسیار خوبی برخوردار می‌باشد. مقایسه روند مدل‌سازی الگوریتم مزبور در مقایسه با دو الگوریتم PSO و GA، ضمن تأیید نتایج قبلی، نشان داد که الگوریتم مورد نظر در این پژوهش، از نظر تطبیق با توابع محک در مرحله اعتبارسنجی، در مقایسه با دو الگوریتم رایج PSO و GA تطابق بهتری دارد که پس از این بررسی، عملکرد این الگوریتم در بهینه‌سازی سبد سهام بورس اوراق بهادار مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به اینکه تابع هدف به صورت مینیمم‌سازی ریسک و مینیمم‌سازی مینیمم بازدهی (قرینه ماکزیمم‌سازی بازده) تعریف شده است، نتایج حاصل از حل مسئله، نشان‌دهنده‌ی عملکرد مناسب الگویتم SOS نسبت به دو الگوریتم دیگر می‌باشد؛ به‌طوری که مقدار تابع هدف حاصل از ۱۰ بار اجرای مختلف الگوریتم‌های SOS،

Archive of SID

www.SID.ir

GA و PSO به ترتیب برابر ۱۴۱۸۶۸۸۳۵/۴۶، ۷۲۴۴۳۳۴۱۵/۵۹ و ۳۵۲۵۴۶۶۸۷/۶۴ به دست آمده است. جنبه دیگر برتری الگوریتم SOS نسبت به دو الگوریتم دیگر، سرعت محاسبات می‌باشد که با توجه به نتایج، الگوریتم اخیر با زمان ۱۱۶۶/۰۲ ثانیه، در مقایسه با دو الگوریتم PSO و GA، به ترتیب هر یک با ۲۱۰۵/۱۷ و ۲۳۰۰/۷۸ ثانیه، از سرعت بالاتری، بخصوص در مسائل با ابعاد بالا، برخوردار بود.

با توجه به اینکه مدل الگوریتم‌های فراکاوشی ارائه شده غیر خطی است و می‌توان آن را به راحتی برای تعداد زیادی متغیر به کار گرفت و با اضافه شدن یک متغیر (شرکت) جدید به راحتی می‌توان مدل را به روز کرد، مدل مناسب‌تری برای انتخاب سبد سهام بهینه است. همچنین نتایج ناشی از اجرای الگوریتم‌های فراکاوشی مورد نظر برروی ۵۰ شرکت برتر بورس، به خوبی توانایی سه الگوریتم مورد بررسی را نشان می‌دهد، به گونه‌ای که نتایج در محدوده‌ی مناسب قرار داشته و راهکار قابل اتکایی ارائه نموده است. همچنین با به کارگیری الگوریتم SOS، نتایج قابل قبول‌تری نسبت به دو الگوریتم دیگر به دست آمده که از توانایی بالاتر آن در مسئله مورد بررسی حکایت دارد و در واقع نتایج بدست آمده مبین پذیرش فرضیه‌ی مورد بررسی مبنی بر عملکرد بهتر الگوریتم SOS نسبت به الگوریتم‌های GA و PSO می‌باشد.

Archive of SID

www.SID.ir

منابع و مآخذ

۱. امیری، مقصود، شریعت پناهی، مجید.، بناکار، محمد هادی. (۱۳۸۹). «انتخاب سبد سهام بهینه با استفاده از تصمیم گیری چند معیاره»، *فصلنامه بورس اوراق بهادار*، شماره ۱۱، ص۲۴-۵.

۲. راعی، ر.، محمدی، ش. و علی بیگی، ه. (۱۳۸۹). «بهینه‌سازی سبد سهام با رویکرد میانگین نیم واریانس و با استفاده از روش جستجوی هارمونی»، پژوهش‌های *مدیریت در ایران*، شماره۳، ص ۱۰۵-۱۲۸.

۳. رضائی پندری. ع.، آذر. ع. و رعیتی شوازی. ع. (۱۳۹۰). «به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک برای انتخاب پرتفولیوی بهینه‌ای با اهداف غیرخطی (بورس اوراق بهادار تهران)»، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصاد ایران*، سال شانزدهم، شماره ۴۸، ص ۱۳۴-۱۰۹.

۴. طالب نیا، ق. و احمدی نظام‌آبادی، ف. (۱۳۸۹). «بررسی قدرت پیش‌بینی مدل سه عاملی فاماو فرنچ و مدل ارزش در معرض خطر در انتخاب پرتفوی بهینه سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران»، *مجله حسابداری مدیریت*، شماره ۶، ص ۶۲-۴۹.

۵. طالبی، آ. (۱۳۸۹). «نتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از روش‌های فرا ابتکاری و مقایسه‌ی آن با سبدهای تشکیلی خبرگان و تازه‌کارها در بازار بورس اوراق بهادار تهران». پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه صنعتی شاهرود.

۶. عبدالعلی‌زاده شهیر، س. و عشقی،ک. (۱۳۸۲). «کاربرد الگوریتم ژنتیک در انتخاب یک مجموعه دارایی از سهام بورس اوراق بهادار». *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، شماره۱۷.

۷. مدرس، ا. و محمدی استخری، ن. (۱۳۸۶). «انتخاب یک سبد سهام از بین سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک». *مجله توسعه و سرمایه*. شماره ۱، ص ۹۲-۷۱.

۸. نویدی، ح.، نجومی مرکید، ا. و میرزا زاده، ح. (۱۳۸۸). «تشکیل پرتفوی بهینه در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم ژنتیک». مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۸۹، ص ۲۶۲-۲۴۳.

9. Anagnostopoulos, K.P. and Mamanis, G., (2011). «Multiobjective evolutionary algorithms for complex portfolio optimization problems». Computational Management Science, 8(3), pp.259-279.

10. Chang, T.J., Yang, S.C. and Chang, K.J., (2009). «Portfolio optimization problems in different risk measures using genetic algorithm». Expert Systems with Applications, 36(7), pp.10529-10537.

Archive of SID

www.SID.ir

11. Cheng, M.Y. and Prayogo, D., (2014). «Symbiotic organisms search: a new metaheuristic optimization algorithm». Computers & Structures, 139, pp.98-112.
12. Cura, T., (2009). «Particle swarm optimization approach to portfolio optimization». Nonlinear Analysis: Real World Applications, 10(4), pp.2396-2406.
13. Sadati, M.E.H. and Mohasefi, J.B., (2014). «The Application of Imperialist Competitive Algorithm for Fuzzy Random Portfolio Selection Problem». arXiv preprint arXiv:1402.4834.
14. Sadati, M.E.H. and Doniavi, A., (2014). «Optimization of Fuzzy Random Portfolio selection by Implementation of Harmony Search Algorithm». arXiv preprint arXiv:1402.4066.
15. Hao, F.F. and Liu, Y.K., (2009). «Mean-variance models for portfolio selection with fuzzy random returns». Journal of Applied Mathematics and Computing, 30(1), pp.9-38.
16. Lazo, J.G., Vellasco, M.M. and Pacheco, M.A.C., (2000). «A hybrid genetic-neural system for portfolio selection and management». In Proceedings of the Sixth International Conference on Engineering Applications of Neural Networks (pp. 17-19).
17. Mahfoud, S. and Mani, G., (1996). «Financial forecasting using genetic algorithms». Applied artificial intelligence, 10(6), pp.543-566.
18. Pacheco, M.A., Noronha, M., Vellasco, M. and Lopes, C., (2000),. «Cash flow planning and optimization through genetic algorithms». In Computing in Economics and Finance. July
19. Salahi, M., Daemi, M., Lotfi, S. and Jamalian, A., (2014). «PSO and harmony search algorithms for cardinality constrained portfolio optimization problem». AMO–Advanced Modeling and Optimization, 16 (3), pp.559-573.
20. Tran, D.H., Cheng, M.Y. and Prayogo, D., (2016). «A novel Multiple Objective Symbiotic Organisms Search (MOSOS) for time–cost–labor utilization tradeoff problem». Knowledge-Based Systems, 94, pp.132-145.
21. Panda, A. and Pani, S., (2016). «A Symbiotic Organisms Search algorithm with adaptive penalty function to solve multi-objective constrained optimization problems». Applied Soft Computing, 46, pp.344-360.
22. Tejani, G.G., Savsani, V.J. and Patel, V.K., (2016). «Adaptive symbiotic organisms search (SOS) algorithm for structural design optimization». Journal of Computational Design and Engineering, 3(3), pp.226-249.

Archive of SID

www.SID.ir

23. Yang, X., (2006). «Improving portfolio efficiency: A genetic algorithm approach». Computational Economics, 28(1), pp.1-14.

Archive of SID

www.SID.ir