



## بهینه‌سازی پارامترهای اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال برای داده‌های درون‌روزی با استفاده از الگوریتم الهام‌گرفته از پدیده‌های نوری: مطالعه موردی بورس تهران

محمدعلی رستگار<sup>۱</sup>

فرح آشوری<sup>۲</sup>

تاریخ پذیرش: ۹۶/۱۰/۱۰

تاریخ دریافت: ۹۶/۰۸/۱۴

### چکیده

در این پژوهش یک سیستم معاملاتی سهام مبتنی بر ترکیب شش اندیکاتور تکنیکال طراحی شده است. برای ترکیب این اندیکاتورها از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده و بهینه‌سازی پارامترهای این اندیکاتورها با الگوریتم فراابتکاری الهام‌گرفته از پدیده‌های نوری (اپتیک) مبتنی بر ترکیب محدب انجام شده است. در مدل ارائه‌شده با هدف بیشینه‌سازی نسبت شارپ اصلاح‌شده، پارامترهای بهینه اندیکاتورهای تکنیکال با الگوریتم‌های اپتیک و ژنتیک به دست آمده است. در این پژوهش از داده‌های درون‌روزی قیمت سهام استفاده شده و هزینه‌های معاملاتی لحاظ شده است. نتایج این مدل با نتایج حاصل از به‌کارگیری پارامترهای استاندارد اندیکاتورها، نتایج حاصل از راهبرد خریدونگه‌داری و نیز نتایج حاصل از به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی پارامتر اندیکاتورها، در هر دو حالت روزانه و درون‌روزی مقایسه شده و به دلیل کسب نسبت شارپ اصلاح‌شده بیشتر توسط مدل ارائه‌شده، در همه موارد برتری آن نشان داده شده است. همچنین در مقایسه نتایج در حالت‌های درون‌روزی و روزانه براساس معیار بازدهی پایان دوره بدون لحاظ هزینه‌های معاملاتی، در بیشتر موارد داده‌های درون‌روزی بازدهی بیشتری داشت لکن پس از لحاظ کردن هزینه‌های معاملاتی برتری در نتایج درون‌روزی مشاهده نمی‌شود. لذا کاهش هزینه معاملاتی برای افزایش انگیزه معامله‌گران در انجام معاملات درون‌روزی توصیه می‌شود.

**واژه‌های کلیدی:** اندیکاتورهای تکنیکال، داده‌های درون‌روزی سهام، سیستم معاملاتی، الگوریتم‌های فراابتکاری، شبکه عصبی مصنوعی.

۱- استادیار گروه مهندسی مالی، دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه تربیت مدرس (نویسنده مسئول)  
ma\_rastegar@modares.ac.ir

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشکده علوم مالی، دانشگاه خوارزمی

## ۱- مقدمه

امروزه افزایش سهولت در انجام معاملات برخط و گسترش سیستم‌های اطلاعاتی، منجر به افزایش سرعت معاملات در بازارهای مالی و گسترش معاملات الگوریتمی شده و به تبع آن نیاز به سرعت بالا در تحلیل داده‌های معاملاتی بورس محسوس است. معاملات الگوریتمی به دلایلی نظیر سرعت، سادگی استفاده، امکان سفارشی‌سازی، کاهش تأثیرهای بازار و ... درصد فراوانی از حجم معاملات بازار را تشکیل می‌دهند و نیاز به انجام پژوهش برای بهبود آنها احساس می‌شود. علاوه بر این‌ها، استفاده از تحلیل تکنیکال به دلیل وجود نرم‌افزارهای تحلیلی پیشرفته فراگیر شده‌است. این نرم‌افزارها با توانایی کشف قیمت و کسب سود از نوسان‌های کوتاه‌مدت به محبوبیت زیادی در بین فعالان بازارهای مالی دست یافته‌اند. با افزایش سرعت روندهای بازار در سال‌های اخیر و افزایش محبوبیت روش‌های معامله در کوتاه‌مدت، دسترسی لحظه‌ای به داده‌های بازار بدل به ابزاری اجتناب‌ناپذیر برای معامله‌گران تکنیکال شده‌است [۴۳]. ازین رو سرمایه‌گذاران به دنبال آن هستند که ابزارهای تحلیل تکنیکال از جمله اندیکاتورهای تکنیکال برای داده‌های درون‌روزی نیز بهترین سیگنال‌دهی برای معامله را داشته‌باشند.

یکی از مهم‌ترین مسائل در فرآیند تصمیم‌گیری انجام معاملات، تعیین زمان معامله است. تحلیل تکنیکال ابزاری مناسب و پرکاربرد برای یافتن زمان مناسب انجام معامله است. پژوهش‌های پیشین گواهی بر این مدعا هستند ([۲۵]، [۱۰]، [۲۷] و [۲۸]). یکی از مسائل مهم در استفاده از اندیکاتورهای تکنیکال تعیین پارامترهای مناسب آن‌هاست. هر اندیکاتور دارای پارامترهایی است که مقدار و سیگنال حاصل از آن به مقادیر این پارامترها بستگی دارد. مقادیر استاندارد این پارامترها به صورت تجربی توسط تحلیل‌گران خبره به دست آمده و به طور پیش‌فرض مورد استفاده همگان قرار گرفته می‌شوند. یافتن پارامترهای بهینه اندیکاتورها برای هر سهم برای افزایش کارایی آنها در سهام‌های مختلف حائز اهمیت است. مسأله دیگر در استفاده از اندیکاتورهای تکنیکال، سیگنال‌های معاملاتی متناقض حاصل از قواعد معاملاتی اندیکاتورهای مختلف است که نیاز به کسب سیگنال واحد از ترکیب آن‌ها را ایجاد می‌کند.

محققان در گذشته از پارامترهای پیش‌فرض رایج استفاده می‌کردند یا به طور تصادفی پارامترهای مختلف را امتحان کرده و عمدتاً بر اساس معیار بازدهی، بهترین آن‌ها را انتخاب می‌کردند [۴۵]. به عنوان مثال تاناکا - یاماواکی و تکوکا مقادیر پارامترهای اندیکاتورها را با سعی و خطا به دست آورده و مورد استفاده قرار دادند [۵۲].

علاوه بر مواردی که مطرح شد لازم است بر اساس دوره زمانی (یک دقیقه‌ای، پنج دقیقه‌ای، ...) که داده‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرند، پارامترها و قواعد آن اندیکاتورها بهینه شوند.

در این پژوهش از الگوریتم فراابتکاری اپتیک مبتنی بر ترکیب محدب (COIO<sup>1</sup>) [۳۲]، برای بهبودسازی پارامترهای مجموعه‌ای از اندیکاتورهای تکنیکال با تابع هدف نسبت شارپ اصلاح‌شده که دربرگیرنده ریسک و بازده سرمایه‌گذاری است، استفاده می‌شود. حسین‌زاده کاشان در مقاله خود الگوریتم اپتیک را، که یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فراابتکاری است، دارای سازوکار و پیاده‌سازی آسان توصیف کرد؛ به علاوه طی آزمایش‌هایی نشان داد که این الگوریتم موفق به یافتن بهینه‌ی سراسری بسیاری از مسائل شده و عملکرد قابل اعتمادتری از سایر الگوریتم‌ها نشان داده‌است. به علاوه، برای ترکیب سیگنال‌های حاصل از این مجموعه اندیکاتور از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده‌است. به این منظور از داده‌های درون‌روزی قیمت سهام به عنوان ورودی مسأله استفاده شده‌است. هدف از انتخاب این نوع داده‌ها، استفاده از اطلاعاتی است که در این داده‌ها ظاهر می‌شود و خود را به صورت نوسان‌های قیمت در طول روز نشان می‌دهد. در واقع این تغییرات قیمت ناشی از اطلاعاتی است که به افراد رسیده و طبق آن معامله می‌کنند. در ادامه این مقاله ابتدا به مرور ادبیات موضوع و پیشینه، در بخش بعد به معرفی مدل و روش‌شناسی، سپس اجرای مدل و نتایج و در بخش پایانی به نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

## ۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

در بازار واقعی اغلب از تحلیل تکنیکال برای یافتن زمان مناسب انجام معامله استفاده می‌شود. ایده اصلی این روش، یافتن کف‌ها و سقف‌ها و روندهای قیمت و استفاده از اندیکاتورهای تکنیکال برای تخمین احتمال بازگشت روند قیمت و سپس سیگنال‌دهی معامله بر مبنای اندیکاتورها است [۸].

تحلیل تکنیکال در تناقض با نظریه بازار کارا است؛ این نظریه بیان می‌دارد که قیمت‌های بازار سهام غیر قابل پیش‌بینی هستند و شکل ضعیف آن مدعی است که قیمت‌داری‌ها همه اطلاعات موجود در گذشته را در خود گنجانده‌است.

پژوهش‌های فاما و الکساندر قادر به یافتن شواهدی بر سودآوری تحلیل تکنیکال نبودند و نتیجه گرفتند که این تحلیل، کاربردی نیست و مناسب‌ترین استراتژی سرمایه‌گذاری، استراتژی بلندمدت خرید و نگهداری است ([۱۹] و [۶]). با این حال در سال‌های اخیر مطالعاتی با استفاده از روش‌های مختلف، که عمدتاً بر مبنای یادگیری ماشینی بوده‌اند، برای مورد سؤال قرار دادن نتایج این پژوهشگران انجام شده و به خوبی نشان داده‌شده‌است که هوش مصنوعی می‌تواند در معاملات مالی به کار رود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به کشف الگوی داده‌ها بدون روش‌های تحلیلی سنتی و با یادگیری از خطاهای گذشته هستند [۴۲]. کاربرد الگوریتم‌های ژنتیک در یافتن قواعد معاملاتی تکنیکال با بازدهی بیش از استراتژی خرید و نگهداری نشان داده شده است ([۷] و [۳۳]). در حوزه کاربرد این الگوریتم در بهبود سیستم‌های معاملاتی تکنیکال از راه بهینه‌سازی پارامترهای قواعد تکنیکال نیز، که موضوع پژوهش پیش رو است، در ادامه شواهد بسیاری آورده شده است.

همان‌گونه که اشاره شد، سیگنال حاصل از اندیکاتورهای تکنیکال به مقدار پارامتر آن‌ها بستگی دارد. بنابراین آنچه در مورد اندیکاتورها اهمیت فراوانی دارد و در سال‌های اخیر توجه تعدادی از پژوهشگران حوزه سرمایه‌گذاری را به خود جلب کرده است، تعیین بهترین مقدار پارامترهای آن‌هاست.

مقادیر پارامترهای مورد استفاده توسط مؤسسات که به تجربه توسط خبرگان سرمایه‌گذاری به دست آمده‌اند، معمولاً در اختیار عموم قرار نمی‌گیرد و سرمایه‌گذاران خرد در صورت تمایل به استفاده شخصی از اندیکاتورها ناچارند از مقادیر استاندارد این پارامترها که نخستین بار توسط ابداع‌کنندگان آن‌ها توصیه شدند استفاده کنند [۲۲]. حال آن که بسته به نوع داده مورد استفاده (درون‌روزی، روزانه و ...) یا سهمی که اندیکاتور برای آن مورد استفاده قرار می‌گیرد ممکن است مقادیر دیگری نتایج بهتری به دست دهند. لو و مکینلی نتیجه گرفتند که انتخاب دلخواه پارامترهای مورد استفاده قواعد تکنیکال منجر به تحریف‌هایی در نتایج می‌شود و به کار بردن روش‌های بهینه‌سازی به هنگام انتخاب پارامتر می‌تواند این انحراف را کم و در مواردی حذف سازد [۳۸]. بنابراین تلاش برای یافتن مقدار بهینه این پارامترها پیش از به کار بردن اندیکاتورها منطقی به نظر می‌رسد.

مقوله دیگری که در مورد به کار بردن اندیکاتورهای تکنیکال در سیستم‌های معاملاتی حائز اهمیت است، استفاده از یک یا تعدادی از آن‌ها به صورت ترکیبی می‌باشد. مطالعات فراوانی در رابطه با این موضوع صورت گرفته است که غالباً تأکید بر استفاده ترکیبی از اندیکاتورها داشتند. از آن جمله می‌توان به مطالعه پرینگ اشاره کرد که در تحقیقاتش ثابت کرد استفاده از ترکیبی از مجموعه قوانین ساده معاملاتی نسبت به استفاده از یک قانون خاص بسیار کارآمدتر عمل کرده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری را ارائه می‌دهد [۴۶].

الگوریتم ژنتیک پرکاربردترین الگوریتم مورد استفاده در حوزه بهینه‌سازی پارامترهای اندیکاتورهای تکنیکال است و در این پژوهش نیز مقایسه‌ای میان عملکرد الگوریتم‌های ژنتیک و اپتیک انجام شده است. با توجه به این موارد، مرور ادبیات این حوزه با تقسیم‌بندی به مطالعاتی که

در آنها الگوریتم ژنتیک به کار گرفته شده‌است و مطالعاتی که از سایر روش‌های بهینه‌سازی استفاده کرده‌اند ارائه می‌شود.

در بیشتر مطالعات انجام‌شده در حوزه بهینه‌سازی پارامترهای اندیکاتورهای تکنیکال از الگوریتم ژنتیک استفاده شده و در مقایسه نتایج آن با استراتژی خرید و نگهداری و نیز استفاده از پارامترهای استاندارد، عملکرد بهتری حاصل شده است ([۱]، [۲]، [۴]، [۱۷]، [۱۸]، [۲۰]، [۲۱]، [۲۲]، [۲۳]، [۳۰]، [۳۵]، [۳۶]، [۳۷]، [۴۰]، [۴۱]، [۴۴]، [۴۵]، [۴۹]، [۵۰]، [۵۱]، [۵۳]، [۵۴] و [۵۵]).

بوداس - ساگی، فرناندز، هیدالگو، سولترو و ریسکو - مارتین با استفاده از الگوریتم MOEASI پارامترهای برخی اندیکاتورهای تکنیکال را بهبود بخشیدند. نتایج حاصل، از نتایج استراتژی خرید و نگهداری و استراتژی استفاده از مقادیر استاندارد پارامترها بهتر بود [۹].

به هنگام استفاده از برنامه ریزی ژنتیک برای بهینه‌سازی پارامترهای اندیکاتورهای تکنیکال، کاپیشنیکوف و بوریسف دریافتند که استفاده از این مدل به تنهایی عملکرد بهتری از استراتژی خرید و نگهداری ندارد [۲۹].

لوتنگو و همکاران به هنگام استفاده از همین روش بهینه‌سازی دریافتند که استفاده از این روش در بازارهای نزولی و بدون روند نتایج بهتری از استراتژی خرید و نگهداری دارد [۳۹]. باتلر و کازاکوف بهینه‌سازی پارامترهای برخی اندیکاتورها را با استفاده از الگوریتم حرکت جمعی ذرات (PSO) انجام دادند. نتایج حاصل با استراتژی خرید و نگهداری و نیز با استراتژی استفاده از مقادیر استاندارد پارامترهای این اندیکاتورها مقایسه شد. نتایج مدل در مورد برخی اندیکاتورهای از استراتژی خرید و نگهداری بهتر، در برخی موارد بدتر و در مواردی نیز یکسان بود [۱۱].

یک سیستم معاملاتی خودکار در بازار سرمایه ایران از ترکیب تحلیل تکنیکال و سیستم استنتاج فازی - عصبی توسط عباسی، عاکفی و ادیب‌مهر ارائه شد. در سیستم معاملاتی معرفی شده با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی جمعی ذرات، پارامترهای بهینه اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال تعیین شده است. در این پژوهش، کارمزد خرید و فروش و سود تقسیمی سهام در محاسبات بازده لحاظ نشدند. در مقایسه نتایج با استراتژی خرید و نگهداری و نیز پارامترهای استاندارد اندیکاتورها، الگوریتم پیشنهادی در اکثر موارد بهتر عمل کرده‌است [۳].

دی آلمیدا، رینوسو مزی و استینر در مطالعه خود برای بهینه‌سازی اندیکاتورهای تکنیکال از الگوریتمی مبنی بر تکامل تفاضلی استفاده کرده و بسته به هزینه‌های معاملاتی، بازده مازاد در مقایسه با استراتژی خرید و نگهداری تولید کردند [۱۶].

### ۳- روش‌شناسی پژوهش

در این بخش از مقاله سازوکار الگوریتم COIO، پارامترهای الگوریتم‌های بهینه‌سازی اپتیک و ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده، تابع هدف بهینه‌سازی، سازوکار معاملاتی و نیز داده‌های پژوهش و نحوه گردآوری آنها شرح داده می‌شود.

به طور کلی، سؤالاتی که در این تحقیق به آنها پاسخ داده می‌شود به قرار زیر است:

- آیا استفاده از پارامترهای بهینه به دست آمده برای اندیکاتورهای تکنیکال توسط الگوریتم COIO نتایج مطلوب‌تری (یعنی نسبت شارپ اصلاح‌شده بیشتر) نسبت به استفاده از پارامترهای استاندارد آنها به دست می‌دهد؟
- آیا استفاده از الگوریتم فراابتکاری COIO برای بهینه‌سازی پارامترهای اندیکاتورهای تکنیکال نتایج مطلوب‌تری نسبت به استفاده از الگوریتم ژنتیک دارد؟
- آیا استفاده از اندیکاتورهای تکنیکال برای داده‌های درون‌روزی در مقایسه با استفاده از اندیکاتورهای تکنیکال برای داده‌های پایان روز می‌تواند سودآور باشد؟

### الگوریتم اپتیک

این الگوریتم یکی از جدیدترین انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری و الهام گرفته از پدیده‌های نوری است که با نام اختصاری OIO توسط حسین‌زاده کاشان معرفی شده است [۳۲]. وی طی چندین آزمایش برای بررسی عملکرد الگوریتم اپتیک و انواع آن (اپتیک مبتنی بر ترکیب محدب (COIO) و اپتیک مبتنی بر چرخش ( $ROIO^3$ )) و مقایسه آنها با برخی الگوریتم‌های تکاملی و هوش جمعی، پی به عملکرد قابل قبول الگوریتم COIO برد.

نظر به عملکرد بهتر الگوریتم COIO از سایر الگوریتم‌ها و نیز کاربرد الگوریتم ژنتیک در بیشتر پژوهش‌های مشابه، در این پژوهش به استفاده از الگوریتم COIO برای حل مسأله بهینه‌سازی پرداخته شده و عملکرد آن با الگوریتم ژنتیک مقایسه شده است. لازم به ذکر است تاکنون از این الگوریتم برای داده‌های مالی استفاده نشده است. در ادامه سازوکار الگوریتم اپتیک و COIO شرح داده می‌شود.

الگوریتم اپتیک سطح تابع هدف را به عنوان یک سطح منعکس‌کننده در نظر می‌گیرد که طبق قوانین بازتاب عمل کرده و هر سقف آن مانند یک آینه محدب، پرتوهای نوری را واگرا و هر کف آن مانند یک آینه مقعر، پرتوهای نوری را همگرا می‌کند. هر نقطه، یک شیء مصنوعی در نظر گرفته می‌شود (یا نقطه نوری) که پرتو نور مصنوعی ساطع شده از آن با علم به محدب یا مقعر بودن سطح

تابع هدف، بازتاب می‌شود و تصویر مصنوعی به عنوان یک گزینه برای جواب در دامنه جستجو، طبق معادلات آینه‌ها که برگرفته از فیزیک نور است تشکیل داده می‌شود.

سازوکار کلی اپتیک را می‌توان به این صورت فرمول‌بندی کرد. ابتدا تعداد NO نقطه به صورت تصادفی به عنوان موقعیت اولیه نقاط نوری مصنوعی در فضای جستجو ایجاد می‌شوند. سپس، در تکرار  $t$ ، هر نقطه نور مصنوعی  $j$  با موقعیت  $z$  با موقعیت  $\vec{O}_j^t = [o_{j1}^t \ o_{j2}^t \ \dots \ o_{jn}^t]$  ( $j = 1, \dots, NO$ ) در فضای جستجو (در فضای مشترک جستجو و هدف با موقعیت  $[o_{j1}^t \ o_{j2}^t \ \dots \ o_{jn}^t \ s_{j,i_k}^t]$ ) در مقابل آینه مصنوعی (سطح تابع) به فاصله  $p_{j,i_k}^t$  از رأس آینه قرار می‌گیرد و تصویر مصنوعی آن در فضای مشترک جستجو و هدف به فاصله  $q_{j,i_k}^t$  از رأس (بر روی محور تابع / هدف) تشکیل می‌شود. نقطه  $\vec{F}_{i_k}^t$  که محور اصلی از آن می‌گذرد، به صورت تصادفی از جمعیت موجود با این شرط که  $f(\vec{F}_{i_k}^t)$  با  $f(\vec{O}_j^t)$  متفاوت باشد انتخاب می‌شود و محدب یا مقعر بودن سطح تابع از روی آن به صورت زیر تعیین می‌شود:

سطح تابع، مقعر است اگر

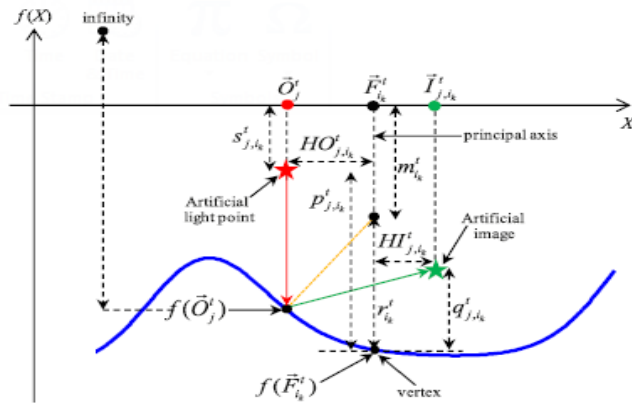
$$f(\vec{O}_j^t) > f(\vec{F}_{i_k}^t)$$

سطح تابع، محدب است اگر

$$f(\vec{O}_j^t) < f(\vec{F}_{i_k}^t)$$

رسم موقعیت تصویر مصنوعی در فضای جواب، یک موقعیت تصویر مصنوعی  $\vec{I}_{j,i_k}^t$  در فضای جستجو ایجاد می‌کند که می‌تواند به عنوان یک جواب جدید برای مسأله انگاشته شود. درست مشابه آینه‌های کروی که با مشکل انحراف کروی مواجهند، OIO هم ممکن است به دلیل چنین مشکلی، عملکرد رضایت‌بخشی درباره برخی مسائل نداشته باشد. اصلاح این انحراف کروی در الگوریتم به همان صورت که در عمل اصلاح می‌شود، انجام می‌شود. با توجه به شکل‌های ۱-۳ و ۲-۳ مقادیر مورد نیاز برای محاسبه مکان تصویر به صورت زیر محاسبه می‌شود:

در حالتی که سطح تابع، مقعر باشد برابر مقداری تصادفی از  $U[f(\vec{O}_j^t), f(\vec{O}_j^t) + d_\infty]$  و در حالتی که سطح تابع، محدب باشد برابر مقداری تصادفی از  $U[f(\vec{F}_{i_k}^t), f(\vec{F}_{i_k}^t) + d_\infty]$  قرار داده می‌شود.



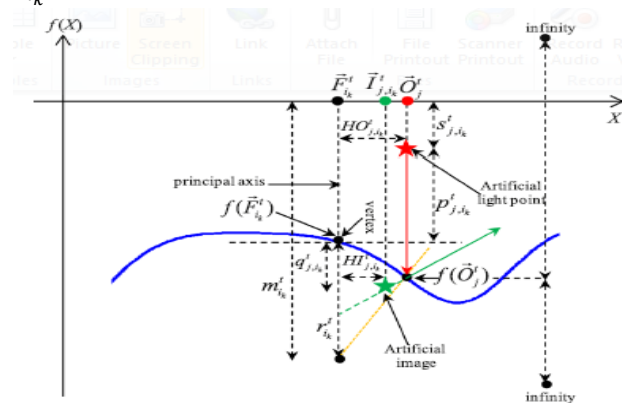
شکل ۱-۰ سطح تابع مقعر در OIO

$d_\infty$  خود به تنهایی، بی‌نهایت فیزیکی است و هر مقدار مثبتی می‌تواند بگیرد. از  $d_\infty = \max_{j=1, \dots, No} \{f(\vec{O}_j^t)\}$  شروع و هر بار انحراف کروی در OIO اصلاح می‌شود،  $d_\infty$  باید به‌روز شود. طبق تعریف در هر دو حالت محدب و مقعر می‌توان نوشت:

$$p_{j,i,k}^t = s_{j,i,k}^t - f(\vec{F}_{i,k}^t) \quad \text{معادله (۲-۳)}$$

موقعیت  $m_{i,k}^t$  مرکز انحنای آینه مقعر بر روی محور تابع / هدف (فضای هدف) مقداری تصادفی از  $U[f(\vec{O}_j^t), f(\vec{O}_j^t) + d_\infty]$  و در حالت محدب، مقداری تصادفی از  $U[f(\vec{O}_j^t) - d_\infty, f(\vec{O}_j^t)]$  تعیین می‌شود. طبق تعریف در هر دو حالت محدب و مقعر می‌توان نوشت:

$$r_{i,k}^t = m_{i,k}^t - f(\vec{F}_{i,k}^t) \quad \text{معادله (۲-۳)}$$



شکل ۲-۰ سطح تابع محدب در OIO



پس از تعیین مقادیر  $p_{j,i_k}^t$  و  $r_{i_k}^t$  می‌توان از معادله آینه برای به دست آوردن  $q_{j,i_k}^t$  استفاده کرد:

$$\frac{2}{r_{i_k}^t} = \frac{1}{p_{j,i_k}^t} + \frac{1}{q_{j,i_k}^t} \rightarrow q_{j,i_k}^t = \frac{r_{i_k}^t p_{j,i_k}^t}{2p_{j,i_k}^t - r_{i_k}^t} \quad \text{معادله (۳-۳)}$$

می‌دانیم:

$$HO_{j,i_k}^t = \|\vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t\| \quad \text{معادله (۴-۳)}$$

طبق معادله بزرگ‌نمایی، اندازه تصویر نقطه نوری  $z$  به صورت زیر به دست می‌آید:

$$HI_{j,i_k}^t = -HO_{j,i_k}^t \frac{q_{j,i_k}^t}{p_{j,i_k}^t} \quad \text{معادله (۵-۳)}$$

که از آن به عنوان طول گام برای ایجاد یک جواب جدید استفاده می‌شود. اکنون با استفاده از جبر برداری موقعیت تصویر نقطه نوری  $z$  در فضای جستجو در تکرار  $t$  به صورت زیر ایجاد می‌شود:

$$\begin{aligned} \vec{I}_{j,i_k}^t &= \vec{F}_{i_k}^t + HI_{j,i_k}^t \frac{(\vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t)}{\|\vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t\|} = \vec{F}_{i_k}^t - HO_{j,i_k}^t \frac{q_{j,i_k}^t}{p_{j,i_k}^t} \frac{(\vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t)}{\|\vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t\|} \\ &= \vec{F}_{i_k}^t - \frac{q_{j,i_k}^t}{p_{j,i_k}^t} (\vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t) = \vec{F}_{i_k}^t - \frac{r_{i_k}^t}{2p_{j,i_k}^t - r_{i_k}^t} \end{aligned} \quad \text{معادله (۶-۳)}$$

تنها تفاوت COIO با OIO در نحوه محاسبه موقعیت تصویر نقطه نوری  $z$  است که به صورت زیر اصلاح می‌شود:

$$\vec{I}_{j,i_k}^t = \vec{F}_{i_k}^t - HO_{j,i_k}^t \frac{q_{j,i_k}^t}{p_{j,i_k}^t} \left( \theta_j^t \frac{(\vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t)}{\|\vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t\|} + (1 - \theta_j^t) \frac{\vec{F}_{i_k}^t - REfl_{\vec{O}_j^t}(\vec{F}_{i_k}^t)}{\|\vec{F}_{i_k}^t - REfl_{\vec{O}_j^t}(\vec{F}_{i_k}^t)\|} \right) \quad \text{معادله (۷-۳)}$$

که در آن  $0 \leq \theta_j^t \leq 1$  و مقدار  $\theta_j^t$  به صورت تصادفی از توزیع  $U[0,1]$  انتخاب می‌شود و  $REfl_{\vec{O}_j^t}(\vec{F}_{i_k}^t)$  انعکاس برداری  $\vec{F}_{i_k}^t$  در طول  $\vec{O}_j^t$  به صورت زیر است:

$$REfl_{\vec{O}_j^t}(\vec{F}_{i_k}^t) = 2 \frac{\vec{F}_{i_k}^t \cdot \vec{O}_j^t}{\vec{O}_j^t \cdot \vec{O}_j^t} \vec{O}_j^t - \vec{F}_{i_k}^t \quad \text{معادله (۸-۳)}$$

به این ترتیب، اگر مقدار تابع بهتری از  $\vec{O}_j^t$  ایجاد کند، به عنوان یک جواب جدید (جهت جستجو) در جمعیت وارد می‌شود.

جواب موجه  $\vec{I}_{j,i_k}^t$  در همه ابعاد با  $\vec{O}_j^t$  متفاوت است. ولی ممکن است در برخی توابع به علت هم‌گرایی زود هنگام الگوریتم به بهینه محلی، ایجاد تغییر در همه ابعاد انتخاب خوبی نباشد. فرض

کنید  $c$  نشان‌دهنده تعداد تغییرات اعمال شده در  $\vec{O}_f^t$  باشد. در به‌کارگیری OIO برای بهینه‌سازی همه توابع، جمعیت به دو زیرجمعیت تقسیم می‌شود. مقدار کم  $c$  (مثلاً  $c = 1$ ) برای اولین زیرجمعیت و مقدار زیاد  $c$  (مثلاً  $c = n-1$  یا  $c = n$ ) برای دومین زیرجمعیت در نظر گرفته می‌شود. پارامترهای مهم الگوریتم اپتیک شامل اندازه جمعیت، پارامتر  $Pc$  و نوع اپتیک مورد استفاده است.

مقدار پارامتر  $Pc$  در بازه  $1 \leq Pc < 1$  تعیین می‌شود و نشان‌دهنده تعداد تغییراتی است که در جواب‌ها ایجاد می‌شود. در این پژوهش مقدار  $Pc$  برابر  $0.7$  و مقدار اندازه جمعیت برابر  $20$  در نظر گرفته شده است [۳۲]. نوع اپتیک مورد استفاده با مقادیر  $1$ ،  $2$  و  $3$  که به ترتیب بیان‌گر اپتیک ساده (OIO)، اپتیک مبتنی بر چرخش (ROIO) و اپتیک مبتنی بر ترکیب محدب (COIO) هستند تعیین می‌شود. از آنجا که در این پژوهش از COIO استفاده می‌شود مقدار  $3$  برای این پارامتر در نظر گرفته می‌شود.

#### تابع هدف بهینه‌سازی: نسبت شارپ اصلاح شده ( $MSR^A$ )

هرچه فراوانی داده‌ها بیشتر باشد، کشیدگی آن‌ها نیز افزایش می‌یابد - یعنی، دنباله توزیع داده‌ها پهن‌تر و توزیع غیرنرمال خواهد بود [۵].  $MSR$  گونه‌ای از نسبت شارپ اصلی است که برای در بر گرفتن داده‌های غیرنرمال اصلاح شده است، بنابراین به عنوان تابع هدف برای این پژوهش در نظر گرفته شده است.

نحوه محاسبه این نسبت به صورت زیر است:

$$\text{modified sharpe ratio} = \frac{\mu - R_f}{MVar} \quad \text{معادله (۳-۹)}$$

$\mu$  بازده مورد انتظار دارایی =

$R_f$  نرخ بازده بدون ریسک =

در رابطه بالا  $MVar$  کرنیش فیشر  $VaR$  بوده و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$MVar = \mu + [z + \frac{1}{6}(z^2 - 1)S + \frac{1}{24}(z^3 - 3z)K - \frac{1}{36}(2z^3 - 5z)S^2]\sigma \quad \text{معادله (۳-۱۰)}$$

که در آن  $S$  چولگی،  $K$  کشیدگی،  $z$  دنباله توزیع نرمال متناسب با یک سطح اطمینان و  $\sigma$  انحراف معیار بازده‌ها است. در رابطه  $MVar$  عبارت ضریب  $\sigma$ ، بسط کورنیش - فیشر<sup>۵</sup> برای تقریب دنباله یک توزیع غیرنرمال است.

## سازوکار معاملاتی

در این بخش سیستم معاملاتی بهینه حاصل از به‌کارگیری شبکه عصبی مصنوعی و مجموعه‌ای از قواعد بر مبنای اندیکاتورهای تکنیکال شرح داده می‌شود. شش اندیکاتور تکنیکال که از قیمت‌های تاریخی سهام محاسبه می‌شوند به عنوان ورودی مدل ارائه شده استفاده می‌شوند. در این پژوهش ساده‌ترین ANN برای ترکیب اندیکاتورهای تکنیکال مورد استفاده به کار گرفته شده است. هرچه ANN پیچیده‌تر باشد، سیستم تخصصی‌تری با بازده‌های بیشتر بر روی داده‌های آموزش ایجاد می‌شود ولی چون بهینه‌سازی به دست نمی‌آید در داده‌های آزمایش، بازدهی کاهش می‌یابد. بنابراین ساده‌ترین ANN که جواب‌های سراسری تولید می‌کند به عنوان سودآورترین انتخاب می‌شود [۵۳].

ساختار شبکه عصبی مورد استفاده، پرسپترون چند لایه به دلیل کارایی بهتر نسبت به دیگر انواع شبکه عصبی [۱۲] با الگوریتم یادگیری لونیگ-مارکارد<sup>۶</sup> است. در ساختار شبکه عصبی از ده لایه پنهان استفاده شده است. با توجه به تعداد پارامترهای ورودی تعداد نورون در لایه ورودی متفاوت است و تعداد نورون خروجی نیز به هدف تحقیق بستگی دارد [۳۴]. به طور تقریبی از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمایش استفاده شده است.

فرآیند مدل ارائه شده در این پژوهش را می‌توان در گام‌های زیر تشریح کرد:

✓ **گام ۱:** جمع آوری داده‌ها و تقسیم آن به دو گروه داده‌های آموزش شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های آزمایش

✓ **گام ۲:** انتخاب بهترین مجموعه پارامتر برای هر اندیکاتور به صورت مجزا با در نظر گرفتن قواعد معاملاتی هر اندیکاتور و بر مبنای بهینه‌سازی تابع نسبت شارپ اصلاح شده (این مقادیر پارامترها در گام بعدی برای محاسبه اندیکاتورهای تکنیکال به عنوان ورودی شبکه عصبی در دوره آموزش به کار می‌روند).

در این پژوهش از اندیکاتورهای میانگین متحرک، هم‌گرایی / واگرایی میانگین متحرک ( $MACD^7$ )، شاخص میانگین حرکت جهت‌دار ( $ADX^8$ ) و توقف و بازگشت سهموی ( $PSAR^9$ ) به عنوان اندیکاتور روند، اندیکاتورهای شاخص قدرت نسبی ( $RSI^{10}$ ) و شاخص استوکاستیک (Stochastic) به عنوان اندیکاتورهای اندازه حرکت و از اندیکاتور باندهای بولینگر (Bollinger Bands) به عنوان اندیکاتور نوسان استفاده شده است.

✓ **گام ۳:** آموزش شبکه عصبی مصنوعی؛ در این گام از روش مقاله [۱۵] برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است که به صورت زیر تشریح می‌شود:

- تعیین مقادیر ورودی شبکه عصبی مصنوعی

ورودی‌های شبکه عصبی مصنوعی، مقادیر اندیکاتورهای به‌دست‌آمده با استفاده از بهترین پارامترهای انتخاب‌شده به صورت مجزا برای هر یک از اندیکاتورها هستند که در گام ۲ به دست آمده‌اند. مقادیر اندیکاتورها مقادیری پیوسته در بازه‌های مختلف می‌باشند، از این رو با استفاده از نرمال‌سازی به روش زیر، بی‌مقیاس شده و در بازه‌ی صفر تا یک قرار می‌گیرند:

$$y = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad \text{معادله (۱۱-۳)}$$

به گونه‌ای که  $y$  مقدار نرمال‌شده،  $x$  مقداری که باید نرمال شود (مقدار اندیکاتور)،  $x_{min}$  حداقل مقدار سری زمانی اندیکاتور و  $x_{max}$  حداکثر مقدار سری زمانی اندیکاتور می‌باشد.

• تعیین مقادیر هدف<sup>۱۱</sup> شبکه عصبی مصنوعی

فرآیند تعیین مقادیر هدف برای شبکه عصبی مصنوعی به صورت زیر است:

مرحله ۱: محاسبه میانگین متحرک ۱۵ روزه ( $MA_{15}$ ) برای قیمت نهایی سهم

مرحله ۲: تعیین روند سهم، با استفاده از قاعده زیر:

◀ اگر  $MA_{15}$  در زمان  $t$  بزرگتر از قیمت نهایی در زمان  $t$  و  $MA_{15}$  در ۵ دوره اخیر

صعودی باشد، روند صعودی است و سیگنال روند مقدار یک می‌پذیرد.

◀ اگر  $MA_{15}$  در زمان  $t$  کوچکتر از قیمت نهایی در زمان  $t$  و  $MA_{15}$  در ۵ دوره اخیر

نزولی باشد، روند نزولی است و سیگنال روند مقدار صفر می‌پذیرد.

◀ در غیر این صورت سهم دارای هیچ روندی نمی‌باشد.

مرحله ۳: در نظر گرفتن مقادیر خروجی به صورت پیوسته و در بازه صفر تا یک، و نه صرفاً مقادیر

صفر و یک به عنوان سیگنال‌های خرید و فروش، اطلاعات بیشتری را در اختیار شبکه عصبی

مصنوعی قرار می‌دهد و در نتیجه منجر به حصول نتایج دقیق‌تری می‌شود ([۱۳] و [۱۴]). از این

رو متغیر  $Tr$  به عنوان مقادیر هدف، به صورت زیر محاسبه می‌شود:

برای مقادیر سیگنال روند برابر با یک:

$$Tr_i = \frac{[cp_i - \min cp]}{[\max cp - \min cp]} \times 0.5 + 0.5$$

$$\min cp = \min(cp_i, cp_{i+1}, cp_{i+2})$$

$$\max cp = \max(cp_i, cp_{i+1}, cp_{i+2})$$

معادله (۱۲-۳)

و برای مقادیر سیگنال روند برابر با صفر:

$$Tr_i = \frac{[cp_i - \min cp]}{[\max cp - \min cp]} \times 0.5 \quad \text{معادله (۳-۱۳)}$$

به گونه‌ای که  $cp_i$ ،  $cp_{i+1}$  و  $cp_{i+2}$  قیمت نهایی سهم در روزهای  $i$ ام،  $i+1$ ام و  $i+2$ ام است. مرحله ۴: در این مرحله، شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از مقادیر ورودی که پیش‌تر توضیح داده شد و مقادیر هدف به‌دست آمده در مرحله ۳، آموزش داده می‌شود. **گام ۴:** بهینه‌سازی ترکیبی با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی (اپتیک و ژنتیک). جزئیات الگوریتم بهینه‌سازی اپتیک در بخش ۳-۱ توضیح داده شد و ویژگی‌های الگوریتم ژنتیک مورد استفاده مطابق جدول ۳-۱ می‌باشد.

جدول ۳-۱- ویژگی‌های الگوریتم ژنتیک

عنوان	مقدار
عملگر انتخاب	چرخه رولت
جمعیت اولیه	۲۰
عملگر تقاطع	تک نقطه ای، دو نقطه ای و یک‌نواخت
نرخ تقاطع	۰/۸
نرخ جهش	۰/۳
تعداد تکرار	۵۰۰

**گام ۵:** محاسبه خروجی شبکه عصبی و تشخیص نقاط معاملات: همان‌گونه که اشاره شد، در مرحله ۴ از گام ۳، شبکه عصبی جهت ترکیب اندیکاتورها و به دست آوردن سیگنال جهت انجام معامله، آموزش داده شد. به منظور پیاده‌سازی شبکه عصبی آموزش‌دیده و به‌کارگیری پارامترهای بهینه حاصل در دوره آزمایش، با استفاده از مقادیر بهینه پارامترهای اندیکاتورهای تکنیکال که از گام قبل حاصل شد، اندیکاتورها محاسبه و به عنوان مقادیر ورودی به شبکه عصبی مصنوعی آموزش‌دیده داده می‌شوند و مقادیر خروجی شبکه عصبی  $Tr$  یا به عبارت دیگر،  $OTr$  به دست می‌آید. برای تبدیل  $OTr$  که مقادیری بین صفر و یک می‌باشد به سیگنالی که نشان‌دهنده استراتژی خرید یا فروش باشد، از روش زیر استفاده می‌شود [۱۵]:

- اگر  $OTr > \text{mean}(Tr)$ ، روند صعودی است و مقدار یک می‌پذیرد ( $\text{mean}$  به معنای میانگین می‌باشد)
- در غیر این صورت روند نزولی است و مقدار صفر می‌پذیرد.

با به دست آوردن مقادیر روند، مطابق با قاعده زیر خرید و فروش صورت می‌پذیرد:

- اگر روند روز آتی، یک باشد، تصمیم بر خرید می‌باشد.
- اگر تصمیم خرید در حال حاضر وجود دارد، تغییر تصمیم وجود ندارد.
- اگر روند روز آتی، صفر باشد، تصمیم بر فروش می‌باشد.
- اگر تصمیم فروش در حال حاضر وجود دارد، تغییر تصمیم وجود ندارد.

✓ **گام ۶:** محاسبه تابع هدف: با توجه به روزهایی از دوره آزمایش که سهم، خرید و فروش می‌شود و همچنین پس از تعیین مقادیر مورد نیاز برای محاسبه نسبت شارپ اصلاح‌شده با توجه به رابطه ۳-۹، مقدار نسبت شارپ اصلاح‌شده به عنوان تابع هدف محاسبه و این مقدار در حالت استفاده از پارامترهای حاصل از الگوریتم بهینه‌سازی اپتیک با سایر رویکردهای معاملاتی مقایسه می‌شود.

#### ۴- داده‌های پژوهش

جامعه آماری این پژوهش، بورس اوراق بهادار تهران است.

از آنجا که در پژوهشی که در دست انجام است فراوانی بالای معاملات سهام مورد بررسی اهمیت دارد، در انتخاب سهام باید حجم بالای معاملاتی آن در نظر گرفته شود. بر این اساس سهام شرکت‌های خودروسازی زامیاد، صنایع آذراب، سرمایه‌گذاری خوارزمی و توسعه معادن و فلزات که به ترتیب دارای نمادهای خزامیا، فاذر، وخارزم و ومعادن در بورس هستند مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

برای این پژوهش از داده‌های ۱۵ دقیقه‌ای و نیز روزانه بورس اوراق بهادار ایران استفاده شده‌است. داده‌ها شامل قیمت‌های آغازین، حداقل، حداکثر و پایانی چند سهم منتخب در این بازار - که پیش‌تر ذکر شد - به صورت تعدیل‌شده و در بازه‌های زمانی مطابق جدول ۳-۲ است:

جدول ۳-۲- بازه‌های زمانی داده‌های آموزش و آزمایش

نام سهم	فاذر		خزامیا		وخارزم		ومعادن	
	تا	از	تا	از	تا	از	تا	از
دوره زمانی آموزش	۱۳۹۴/۱۲/۱۶	۱۳۹۱/۱۲/۱۶	۱۳۹۴/۱۲/۰۲	۱۳۹۱/۱۲/۱۶	۱۳۹۵/۰۶/۱۴	۱۳۹۳/۰۶/۱۵	۱۳۹۵/۰۶/۱۴	۱۳۹۳/۰۶/۱۵
دوره زمانی آزمایش	۱۳۹۴/۱۲/۱۷	۱۳۹۴/۱۲/۲۵	۱۳۹۵/۱۲/۱۷	۱۳۹۴/۱۲/۲۵	۱۳۹۶/۰۶/۱۵	۱۳۹۵/۰۳/۱۹	۱۳۹۶/۰۶/۱۵	۱۳۹۵/۰۶/۱۵

داده‌های روزانه از نرم‌افزار TseClient 2.0 و داده‌های ۱۵ دقیقه‌ای از نرم‌افزار مفید تریدر<sup>۱۲</sup> استخراج شده‌است. برای محاسبه اندیکاتورها، اجرای شبکه عصبی و همچنین اجرای الگوریتم‌های ژنتیک و اپتیک از نرم‌افزار MATLAB استفاده شده‌است.

## ۵- نتایج پژوهش

### ۵-۱- انتخاب بهترین پارامتر اندیکاتورها جهت آموزش شبکه عصبی

برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت ترکیب اندیکاتورها، نیاز به مقادیر اندیکاتورها به عنوان مقادیر ورودی است. مقادیر اندیکاتورها در این مرحله با استفاده از مناسب‌ترین پارامترها که به شیوه‌ای که در گام ۲ در بخش ۳-۳ شرح داده‌شد به دست آمده‌اند، محاسبه می‌شوند. در جدول ۴-۱ بازه مقاداردهی به پارامترها و در جدول ۴-۲ مقادیر اولیه پارامترهای هر یک از اندیکاتورهای تکنیکال که به صورت مجزا از این طریق محاسبه شده‌اند برای هر یک از سهم‌ها نشان داده شده‌است. مقادیر مجاز دو پارامتر اندیکاتور PSAR تمامی مقادیر موجود در بازه مشخص شده هستند که با مقدار قبلی به اندازه ۰/۰۱ اختلاف دارند و مقادیر مجاز پارامترهای سایر اندیکاتورها تمامی مقادیر صحیح در بازه مشخص شده هستند.

جدول ۴-۱- بازه مقاداردهی به پارامترهای اندیکاتورها

Stochastic		RSI	PSAR		MACD			DMI		Bollinger Bands
dperiods	Kperiods	nperiods	Afdelta	Afmax	p3	p2	p1	N	M	W
[1,50]	[1,50]	[1,50]	[0.01,Afmax-0.01]	[0.09,0.9]	[1,20]	[1,20]	[1,20]	[1,100]	[1,100]	[1,100]

مقادیر مجاز دو پارامتر اندیکاتور PSAR تمامی مقادیر موجود در بازه مشخص شده هستند که با مقدار قبلی به اندازه ۰/۰۱ اختلاف دارند و مقادیر مجاز پارامترهای سایر اندیکاتورها تمامی مقادیر صحیح در بازه مشخص شده هستند.

### ۵-۲- تجزیه و تحلیل نتایج رویکردهای معاملاتی

پس از تعیین بهترین پارامتر برای هر یک از اندیکاتورها و پیش از بهینه‌سازی توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی، شبکه عصبی مصنوعی جهت ایجاد قاعده ترکیبی خرید و فروش آموزش داده می‌شود.

پس از آموزش شبکه عصبی مصنوعی، می‌توان الگوریتم‌های بهینه‌سازی را جهت یافتن پارامترهای بهینه اندیکاتورها اجرا نمود.

با توجه به سؤالات تحقیق، بررسی و مقایسه میان نتایج حاصل از چهار رویکرد زیر برای داده‌های روزانه و ۱۵ دقیقه‌ای به شکل زیر صورت پذیرفته‌است:

- بهینه‌سازی پارامترهای اندیکاتورها با استفاده از الگوریتم ژنتیک
- بهینه‌سازی پارامترهای اندیکاتورها با استفاده از الگوریتم اپتیک
- استفاده از پارامترهای توصیه‌شده و متداول برای اندیکاتورها
- استفاده از رویکرد خرید و نگهداری

با توجه به رویکردهای اشاره‌شده، جدول ۳-۴ و جدول ۴-۴ مقادیر بهینه متغیرها و تابع هدف را پس از اعمال هزینه‌های معاملاتی و نیز مقادیر تابع هدف را بدون اعمال هزینه‌های معاملاتی نشان می‌دهد.

همان‌گونه که در جداول ۳-۴ و ۴-۴ مشاهده می‌شود در هر دو حالت بدون اعمال هزینه معاملاتی و پس از اعمال هزینه‌ها، هر دو الگوریتم ژنتیک و اپتیک با داشتن نسبت شارپ اصلاح‌شده‌ی بیشتر، با اختلاف، عملکرد بهتری را نسبت به سایر رویکردها داشته‌اند. به علاوه الگوریتم اپتیک در همه‌ی حالات سهام، دارای نسبت شارپ اصلاح‌شده‌ی بیشتری از الگوریتم ژنتیک بوده‌است.

مقدار MSR برای رویکرد استفاده از پارامترهای توصیه‌شده اندیکاتورها در هیچ یک از دو حالت، نتایج خوبی را به همراه نداشته‌است. نکته دیگر، نزدیکی این مقدار به رویکرد خرید و نگهداری است و اختلاف معناداری با توجه به این چهار سهم چه در حالت داده‌های درون‌روزی و چه در داده‌های روزانه میان این دو رویکرد مشاهده نمی‌شود. در حالت بدون اعمال هزینه معاملاتی، در بیشتر موارد رویکرد خرید و نگهداری مقدار MSR بیشتری با اختلاف بسیار ناچیز نسبت به رویکرد پارامتر توصیه‌شده کسب کرده‌است و پس از اعمال هزینه‌ها، برتری هیچ یک از این دو رویکرد تأیید نمی‌شود. با توجه به موارد اشاره‌شده، هیچ یک از دو رویکرد پارامترهای توصیه‌شده و خرید و نگهداری در مقایسه با سایر رویکردها عملکرد مناسبی از خود نشان نداده‌اند. برای داده‌های روزانه و درون‌روزی که بهترین مقدار MSR را برای هر اندیکاتور هنگامی که سیگنال‌گیری از هر اندیکاتور به صورت مجزا انجام شده‌است به دست داده‌اند. در مجموع می‌توان گفت که رویکردهای به‌کاررفته در این تحقیق جهت ارزیابی دارای اولویت زیر به لحاظ عملکردی با توجه به معیار نسبت شارپ اصلاح‌شده می‌باشند:

رویکرد توصیه شده  $\approx$  رویکرد خرید و نگهداری  $>$  الگوریتم ژنتیک  $>$  الگوریتم اپتیک



جدول ۴-۲- مقادیر اولیه پارامترهای اندیکاتورهای تکنیکال برای هر یک از سهم‌ها

ومعادن		وخارزم		خزامیا		فاذر		پارامتر اندیکاتور	اندیکاتور
۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه		
1	73	85	60	91	17	1	1	W	Bollinger
60	11	40	28	99	50	34	45	M	DMI
1	1	1	25	37	3	1	1	N	
3	5	5	5	3	5	3	4	p1	MACD
15	3	6	8	8	3	9	3	p2	
15	3	9	4	12	4	11	2	p3	
0.09	0.36	0.09	0.18	0.09	0.18	0.9	0.54	Afmax	PSAR
0.02	0.04	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.06	Afdelta	
29	1	2	11	24	1	16	1	Nperiods	RSI
49	43	5	31	4	30	36	2	Kperiods	Stochastic
1	2	1	43	1	2	1	3	Dperiods	

جدول ۴-۳- نتایج حاصل از چهار رویکرد تحقیق برای داده‌های روزانه

ومعادن			وخارزم			خزامیا			فاذر			پارامتر اندیکاتور	اندیکاتور	نتایج با اعمال هزینه معاملات
اپتیک	ژنتیک	توصیه شده	اپتیک	ژنتیک	توصیه شده	اپتیک	ژنتیک	توصیه شده	اپتیک	ژنتیک	توصیه شده			
۴۰	۱	۲۰	۷۳	۷۰	۲۰	۲	۲۲	۲۰	۵۷	۲۹	۲۰	W	Bollinger Bands	
۹۵	۱۰۰	۱۴	۲۶	۷۷	۱۴	۹۸	۳	۱۴	۲۸	۷۳	۱۴	M	DMI	
۲	۳۸	۱۴	۲	۴۹	۱۴	۲	۹۵	۱۴	۲	۲۳	۱۴	N		
۱۳	۹	۹	۱۵	۲	۹	۱۲	۱۳	۹	۷	۱۳	۹	p1	MACD	
۱۱	۱۳	۱۲	۴	۴	۱۲	۱۰	۱۰	۱۲	۱۹	۲	۱۲	p2		
۷	۱۶	۶	۸	۲	۶	۱۱	۷	۶	۴	۱۷	۶	p3		
۰/۱۶۵	۰/۱۶۳	۰/۱۲	۰/۱۷۲	۰/۱۱۷	۰/۱۲	۰/۱۴۸	۰/۱۱۵	۰/۱۲	۰/۸۹	۰/۳۹	۰/۱۲	Afmax	PSAR	
۰/۱۶۴	۰/۱۶۳	۰/۱۰۲	۰/۱۷۱	۰/۱۱۵	۰/۱۰۲	۰/۱۴۷	۰/۱۱۵	۰/۱۰۲	۰/۸۸	۰/۲۲	۰/۱۰۲	Afdelta		
۲۱	۱۷	۱۴	۳۳	۱۱	۱۴	۷	۱۹	۱۴	۳۴	۲۸	۱۴	Nperiods	RSI	

اندیکاتور	پارامتر اندیکاتور	فادر			خزامیا			وخارزم			ومعادن		
		توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک
Stochastic	Kperiods	۱۴	۳۶	۱۷	۱۴	۲	۳۲	۱۴	۱	۴۹	۱۴	۴	۱۵
	Dperiods	۳	۱۱	۳۹	۳	۲۴	۳۹	۳	۳۲	۶	۴	۲	۳۴
recommended & optimized strategy	modified sharpe ratio (MSR)	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
نتایج بدون اعمال هزینه معاملاتی	recommended & optimized strategy	MSR	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
			۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
buy&hold strategy	MSR	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	

جدول ۴-۴- نتایج حاصل از چهار رویکرد تحقیق برای داده‌های درون‌روزی

اندیکاتور	پارامتر اندیکاتور	فادر			خزامیا			وخارزم			ومعادن		
		توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک
نتایج با اعمال هزینه معاملاتی	DMI	۲۰	۱	۱۵	۲۰	۳	۲	۲۰	۹۰	۶۰	۲۰	۴۱	۳۹
		۱۴	۳۷	۶۵	۱۴	۹۶	۶۱	۱۴	۶۲	۶۰	۱۴	۹۱	۴۵
نتایج با اعمال هزینه معاملاتی	MACD	۹	۱۰	۸	۹	۹	۱۵	۹	۳	۱۱	۹	۳	۱۲
		۱۲	۱۶	۱۸	۱۲	۲	۷	۱۲	۲	۲۰	۱۲	۱۸	۱۴

اندیکاتور	پارامتر اندیکاتور	فاذر			خزامبا			وخارزم			ومعدان		
		توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک	توصیه شده	ژنتیک	اپتیک
	p3	۶	۲	۴	۶	۱۸	۷	۶	۱۵	۸	۶	۱۴	۱۰
6xPSAR	Afmax	۱/۰	۵/۰	۱۷/۰	۱/۰	۷۸/۰	۰/۰	۱/۰	۵۸/۰	۷۷/۰	۱/۰	۷۷/۰	۵/۰
	Afdelta	۱/۰	۱۵/۰	۱۷/۰	۱/۰	۶۵/۰	۵/۰	۱/۰	۱۱/۰	۸۷/۰	۱/۰	۶۱/۰	۷/۰
RSI	Nperiods	۱۴	۱	۲	۱۴	۱	۲۱	۱۴	۱	۱۰	۱۴	۱	۶
Stochastic	Kperiods	۱۴	۳۷	۵	۱۴	۲۴	۱۵	۱۴	۲۴	۱۲	۱۴	۲۲	۴۲
	Dperiods	۳	۴۲	۱۵	۳	۴۲	۱۵	۳	۴۱	۲۹	۲	۴۱	۷
recommended & optimized strategy	modified sharpe ratio (MSR)	۱۱/۰	۱۸۷/۰	۸۶۵/۰	۱۸۸/۰	۱۶۶/۰	۵۶/۰	۱۸۰/۰	۸۱/۰	۵۷/۰	۳۵/۰	۶۱/۰	۱/۰
نتایج بدون اعمال هزینه معاملاتی	MSR	۳۵۰/۰	۱۵۰/۰	۶۵۰/۰	۱۶۰/۰	۸۶/۰	۶۵/۰	۱۱۰/۰	۷۱/۰	۱۳/۰	۳۱۰/۰	۳۱۰/۰	۱۷/۰
buy&hold strategy	MSR	-۰/۱۸۵	-۰/۰۰۰۷	-۰/۰۲۴	-۰/۰۱۱۸								

برای مقایسه نتایج در حالت‌های درون‌روزی و روزانه از آنجا که انحراف معیار، چولگی و کشیدگی که در محاسبه نسبت شارپ اصلاح‌شده به کار رفته‌اند، در یک حالت با استفاده از بازده‌های روزانه و در حالت دیگر با استفاده از بازده‌های ۱۵ دقیقه‌ای محاسبه شده‌اند، در نتیجه نسبت شارپ اصلاح‌شده معیار مناسبی برای انجام این مقایسه نیست و به جای آن از معیار مجموع بازدهی پایان دوره استفاده شده‌است. جدول ۴-۵ مجموع بازدهی پایان دوره برای هر سهم را که به ازای پارامترهای بهینه حاصل از الگوریتم اپتیک کسب شده‌اند، در دو حالت درون‌روزی و روزانه پس از اعمال هزینه معاملاتی و نیز بدون اعمال هزینه‌های معاملاتی نشان می‌دهد.

با توجه به جدول ۴-۵، مشاهده می‌شود که در مقایسه نتایج در حالت‌های درون‌روزی و روزانه بدون لحاظ هزینه‌های معاملاتی، در بیشتر موارد داده‌های درون‌روزی بازدهی بیشتری داشت لکن پس از لحاظ کردن هزینه‌های معاملاتی برتری در نتایج درون‌روزی مشاهده نمی‌شود.

جدول ۴-۵- مجموع بازدهی پایان دوره حاصل از بهینه‌سازی توسط الگوریتم اپتیک

ومعادن		وخارزم		خزامیا		فاذر		نماد		نتایج پس از اعمال هزینه معاملاتی
۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	End of Period Return (EPR)	Comparison Criteria	
۰/۰۱	۰/۰۴۳۸	۰/۰۱۶۳	-۰/۳۰۳	۰/۰۵۶	-۰/۳۸۵	۰/۰۱۸۷	۰/۰۶۸۳۲	End of Period Return (EPR)	Comparison Criteria	نتایج بدون اعمال هزینه معاملاتی
۰/۲۰۹	۰/۰۲۴۶	-۰/۲۱۶	-۰/۱۹۵	-۰/۱۷۲	-۰/۳۹۴	۰/۰۰۹۳	-۰/۲۸۲	End of Period Return (EPR)	Comparison Criteria	نتایج پس از اعمال هزینه معاملاتی

#### ۶- نتیجه‌گیری و بحث

به منظور پاسخ به سؤال این پژوهش مبنی بر مقایسه عملکرد مدل مورد استفاده در این پژوهش به هنگام استفاده از داده‌های روزانه و درون‌روزی از آنجا که نسبت شارپ اصلاح‌شده معیار مناسبی برای انجام این مقایسه نیست، به جای آن بازدهی پایان دوره در هر دو حالت به هنگام بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم اپتیک محاسبه شده و مورد مقایسه قرار گرفته‌است. جدول ۵-۱ نتایج این بررسی را به طور خلاصه نشان می‌دهد.

مطابق جدول ۵-۱ در مقایسه نتایج در حالت‌های درون‌روزی و روزانه براساس معیار بازدهی پایان دوره بدون لحاظ هزینه‌های معاملاتی، در بیشتر موارد داده‌های درون‌روزی بازدهی بیشتری داشت لکن پس از لحاظ کردن هزینه‌های معاملاتی برتری در نتایج درون‌روزی مشاهده نمی‌شود. لذا کاهش هزینه معاملاتی برای افزایش انگیزه معامله‌گران در انجام معاملات درون‌روزی توصیه می‌شود.

در پاسخ به دو سؤال دیگر این پژوهش، مقایسه میان سه رویکرد این تحقیق جهت انجام معاملات شامل رویکرد استفاده از پارامترهای توصیه‌شده اندیکاتورهای تکنیکال، رویکرد استفاده از پارامترهای بهینه‌شده توسط الگوریتم ژنتیک و رویکرد استفاده از پارامترهای بهینه‌شده توسط الگوریتم اپتیک صورت گرفته که نتایج این مقایسه در دو حالت استفاده از داده‌های روزانه و

درون‌روزی و قبل و بعد از اعمال هزینه‌های معاملاتی در جدول ۵-۲ آورده شده‌است. همچنین مقایسه دیگری با رویکرد خرید و نگهداری صورت گرفته و در همین جدول نتیجه آن به طور خلاصه ارائه شده‌است. مطابق جدول ۵-۲ الگوریتم‌های بهینه‌سازی حتی پس از اعمال هزینه‌های معاملاتی در همه موارد نسبت شارپ اصلاح‌شده بیشتری کسب کرده‌اند و عملکرد بهتری از سایر رویکردها داشتند و در میان الگوریتم‌ها، الگوریتم اپتیک با کسب بیشترین نسبت شارپ اصلاح‌شده، همواره رتبه اول را داشته‌است. دو رویکرد خرید و نگهداری و پارامترهای توصیه‌شده، با کسب نسبت‌های شارپ اصلاح‌شده تقریباً مشابه، عملکردی نزدیک به هم دارند و برتری هیچ یک نشان داده نمی‌شود.

به منظور ارائه پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آتی می‌توان به بهینه‌سازی تعداد داده‌های تاریخی مورد استفاده متناسب با هر سهم برای تعیین سیگنال‌های حاصل از اندیکاتورهای تکنیکال اشاره کرد. همچنین استفاده از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری بهینه‌سازی نظیر الگوریتم مبتنی بر آموزش - یادگیری [۴۷]، الگوریتم قهرمانی لیگ فوتبال [۳۱]، الگوریتم مبتنی بر جستجوی گرانشی [۴۸]، بهینه‌ساز جستجوی گروهی [۲۶]، الگوریتم جستجوی هارمونی [۲۴] و ... می‌تواند مورد پژوهش قرار گیرد.

جدول ۵-۱- مقایسه عملکرد مدل به هنگام استفاده از داده‌های روزانه و درون‌روزی ۱۵ دقیقه‌ای

بر اساس معیار بازدهی پایان دوره

نماد	فادر		خزامیا		وخارزم		ومعادن	
	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای	روزانه	۱۵ دقیقه‌ای
رتبه	۱	۲	۲	۱	۲	۱	۱	۲
نتایج پس از اعمال هزینه معاملاتی								
رتبه	۲	۱	۱	۲	۱	۲	۲	۱
نتایج بدون اعمال هزینه معاملاتی								

جدول ۵-۲- مقایسه نتایج حاصل از چهار رویکرد معاملاتی خرید و نگهداری

رویکرد	فادر				خزامیا				وخارزم				ومعادن		
	پارامترهای توصیه‌شده	GA	COIO	B&H	پارامترهای توصیه‌شده	GA	COIO	B&H	پارامترهای توصیه‌شده	GA	COIO	B&H	پارامترهای توصیه‌شده	GA	COIO
رتبه روزانه	۳	۴	۲	۱	۳	۴	۲	۱	۳	۴	۲	۱	۳	۴	۲
رتبه درون‌روزی	۳	۴	۲	۱	۳	۴	۲	۱	۳	۴	۲	۱	۳	۴	۲
نتایج بدون اعمال هزینه معاملاتی															
رتبه درون‌روزی	۴	۳	۲	۱	۴	۳	۲	۱	۴	۳	۲	۱	۴	۳	۲
نتایج با اعمال هزینه معاملاتی															

استفاده از پارامترهای توصیه شده اندیکاتورهای تکنیکال و استفاده از پارامترهای بهینه اندیکاتورهای تکنیکال توسط دو الگوریتم ژنتیک و اپتیک بر اساس معیار نسبت شارپ اصلاح شده.

### فهرست منابع

- \* [۱] حدادیان حمیدرضا. ارائه مدل معامله هوشمند در بازارهای مالی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، منطق فازی و شبکه عصبی. مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. ۱۳۹۵ شماره بیست و هفتم: ۵۲ - ۳۳.
- \* [۲] رستگار محمد علی ، صداقتی پور امین. طراحی سیستم هوشمند معاملات الگوریتمی در بازار قراردادهای آتی مبتنی بر ابزارهای تحلیل تکنیکال. فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه گذاری. ۱۳۹۶ شماره بیست و چهارم: در دست چاپ.
- \* [۳] عباسی ابراهیم، عاکفی حسین، ادیب مهر شهاب الدین. تنظیم پارامتر اندیکاتورهای تکنیکال با استفاده از بهینه سازی چندهدفه گروه ذرات و سیستم استنتاج تطبیقی فازی - عصبی. فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه گذاری. ۱۳۹۳ شماره پانزدهم: ۱۳۴ - ۱۱۱.
- \* [۴] فقرایی حامد. بهینه سازی قواعد نماگرهای تکنیکال. فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه گذاری ۱۳۹۶ شماره بیست و دوم: ۲۱۳ - ۱۹۷.
- \* [5] Aldridge I. High-frequency trading: a practical guide to algorithmic strategies and trading systems. John Wiley and Sons; 2009 Dec 22.
- \* [6] Alexander SS. Price movements in speculative markets: Trends or random walks. Industrial Management Review (pre-1986). 1961 May 1;2(2):7.
- \* [7] Allen F, Karjalainen R. Using genetic algorithms to find technical trading rules. Journal of financial Economics. 1999 Feb 28;51(2):245-71.
- \* [8] Bao D, Yang Z. Intelligent stock trading system by turning point confirming and probabilistic reasoning. Expert Systems with Applications. 2008 Jan 31;34(1):620-7.
- \* [9] Bodas-Sagi DJ, Fernández P, Hidalgo JI, Soltero FJ, Risco-Martín JL. Multiobjective optimization of technical market indicators. In Proceedings of the 11th Annual Conference Companion on Genetic and Evolutionary Computation Conference: Late Breaking Papers 2009 Jul 8 (pp. 1999-2004). ACM.
- \* [10] Brock W, Lakonishok J, LeBaron B. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. The Journal of finance. 1992 Dec 1;47(5):1731-64.
- \* [11] Butler M, Kazakov D. Particle swarm optimization of bollinger bands. In International Conference on Swarm Intelligence 2010 Sep 8 (pp. 504-511). Springer, Berlin, Heidelberg.
- \* [12] Caniani D, Pascale S, Sdao F, Sole A. Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza. Natural Hazards. 2008 Apr 1;45(1):55-72.

- \* [13] Chang PC, Fan CY, Liu CH. Integrating a piecewise linear representation method and a neural network model for stock trading points prediction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*. 2009 Jan;39(1):80-92.
- \* [14] Chang PC, Liao TW, Lin JJ, Fan CY. A dynamic threshold decision system for stock trading signal detection. *Applied Soft Computing*. 2011 Jul 31;11(5):3998-4010.
- \* [15] Dash R, Dash PK. A hybrid stock trading framework integrating technical analysis with machine learning techniques. *The Journal of Finance and Data Science*. 2016 Mar 31;2(1):42-57.
- \* [16] de Almeida R, Reynoso-Meza G, Steiner MT. Multi-objective optimization approach to stock market technical indicators. In *Evolutionary Computation (CEC), 2016 IEEE Congress on* 2016 Jul 24 (pp. 3670-3677). IEEE.
- \* [17] de Brito RF, Oliveira AL. Comparative study of FOREX trading systems built with SVR+ GHSOM and genetic algorithms optimization of technical indicators. In *Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), 2012 IEEE 24th International Conference on* 2012 Nov 7 (Vol. 1, pp. 351-358). IEEE.
- \* [18] Deng S, Sakurai A. Foreign exchange trading rules using a single technical indicator from multiple timeframes. In *Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA), 2013 27th International Conference on* 2013 Mar 25 (pp. 207-212). IEEE.
- \* [19] Fama EF, Blume ME. Filter rules and stock-market trading. *The Journal of Business*. 1966 Jan 1;39(1):226-41.
- \* [20] Fayek MB, El-Boghdadi HM, Omran SM. Multi-objective optimization of technical stock market indicators using gas. *International Journal of Computer Applications*. 2013 Jan 1;68(20).
- \* [21] Fernández-Rodríguez F, González-Martel C, Sosvilla-Rivero\* S. Optimization of technical rules by genetic algorithms: evidence from the Madrid stock market. *Applied Financial Economics*. 2005 Jul 1;15(11):773-5.
- \* [22] Fernández-Blanco P, Bodas-Sagi DJ, Soltero FJ, Hidalgo JI. Technical market indicators optimization using evolutionary algorithms. In *Proceedings of the 10th annual conference companion on Genetic and evolutionary computation* 2008 Jul 12 (pp. 1851-1858). ACM.
- \* [23] Fu TC, Chung CP, Chung FL. Adopting genetic algorithms for technical analysis and portfolio management. *Computers & Mathematics with Applications*. 2013 Dec 31;66(10):1743-57.
- \* [24] Geem ZW, Kim JH, Loganathan GV. A new heuristic optimization algorithm: harmony search. *simulation*. 2001 Feb;76(2):60-8.
- \* [25] Gencay R. The predictability of security returns with simple technical trading rules. *Journal of Empirical Finance*. 1998 Oct 31;5(4):347-59.
- \* [26] He S, Wu QH, Saunders JR. Group search optimizer: an optimization algorithm inspired by animal searching behavior. *IEEE transactions on evolutionary computation*. 2009 Oct;13(5):973-90.

- \* [27] Hsu PH, Kuan CM. Reexamining the profitability of technical analysis with data snooping checks. *Journal of Financial Econometrics*. 2005 Aug 5;3(4):606-28.
- \* [28] Jegadeesh N, Titman S. Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*. 1993 Mar 1;48(1):65-91.
- \* [29] Kapishnikov A, Borisov A. Technical rules optimization using intelligent hybrid systems. Institute of Information Technology of Riga Technical University, Latvia. 2001.
- \* [30] Kapoor V, Dey S, Khurana AP. Genetic algorithm: An application to technical trading system design. *International Journal of Computer Applications*. 2011 Dec;36(5):44-50.
- \* [31] Kashan AH. League championship algorithm: a new algorithm for numerical function optimization. In *Soft Computing and Pattern Recognition, 2009. SOCPAR'09. International Conference of 2009 Dec 4* (pp. 43-48). IEEE.
- \* [32] Kashan AH. A new metaheuristic for optimization: optics inspired optimization (OIO). *Computers & Operations Research*. 2015 Mar 31;55:99-125.
- \* [33] Kaucic M. Investment using evolutionary learning methods and technical rules. *European Journal of Operational Research*. 2010 Dec 16;207(3):1717-27.
- \* [34] Lee S, Ryu JH, Kim IS. Landslide susceptibility analysis and its verification using likelihood ratio, logistic regression, and artificial neural network models: case study of Youngin, Korea. *Landslides*. 2007 Dec 1;4(4):327-38.
- \* [35] Lin L, Cao L, Wang J, Zhang C. The applications of genetic algorithms in stock market data mining optimisation. In *Conference on Data Mining, Text Mining and Their Business Application 2004*. Wessex Institute of Technology Press.
- \* [36] Lin X, Yang Z, Song Y. Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and Echo State Network. *Expert systems with Applications*. 2011 Sep 30;38(9):11347-54.
- \* [37] Liu X, An H, Wang L. Performance of generated moving average strategies in natural gas futures prices at different time scales. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. 2015 May 31;24:337-45.
- \* [38] Lo AW, MacKinlay AC. Data-snooping biases in tests of financial asset pricing models. *The Review of Financial Studies*. 1990 Jul 1;3(3):431-67.
- \* [39] Luengo S, Winkler S, Barrero DF, Castaño B. Optimization of trading rules for the spanish stock market by genetic programming. In *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems 2015 Jun 10* (pp. 623-634). Springer, Cham.
- \* [40] Macedo LL, Godinho P, Alves MJ. A comparative study of technical trading strategies using a genetic algorithm. *Computational Economics*. 2016:1-33.
- \* [41] Marques FC, Gomes RM, de Almeida PE, Borges HE, Souza SR. Maximisation of investment profits: An approach to MACD based on genetic algorithms and fuzzy logic. In *Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on 2010 Jul 18* (pp. 1-7). IEEE.



- \* [42] Matilla-García\* M, Argüello C. A hybrid approach based on neural networks and genetic algorithms to the study of profitability in the Spanish stock market. *Applied Economics Letters*. 2005 Apr 15;12(5):303-8.
- \* [43] Murphy JJ. *Charting made easy*. John Wiley & Sons; 2012 Sep 27.
- \* [44] Ozbayoglu AM, Erkut U. Stock market technical indicator optimization by genetic algorithms. In *Intelligent Engineering Systems through Artificial Neural Networks, Volume 20 2010*. ASME Press.
- \* [45] Papadamou S, Stephanides G. Improving technical trading systems by using a new MATLAB-based genetic algorithm procedure. *Mathematical and computer modelling*. 2007 Jul 31;46(1):189-97.
- \* [46] Pring MJ. *Technical analysis explained: The successful investor's guide to spotting investment trends and turning points*. McGraw-Hill Professional; 2002 Feb 20.
- \* [47] Rao RV, Savsani VJ, Vakharia DP. Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems. *Computer-Aided Design*. 2011 Mar 31;43(3):303-15.
- \* [48] Rashedi E, Nezamabadi-Pour H, Saryazdi S. GSA: a gravitational search algorithm. *Information sciences*. 2009 Jun 13;179(13):2232-48.
- \* [49] Sahin U, Ozbayoglu AM. TN-RSI: Trend-normalized RSI indicator for stock trading systems with evolutionary computation. *Procedia Computer Science*. 2014 Jan 1;36:240-5.
- \* [50] Širuček M, Šíma K. Optimized Indicators of Technical Analysis on the New York Stock Exchange. *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*. 2016 Dec 21;64(6):2123-31.
- \* [51] Soltero FJ, Bodas-Sagi DJ, Fernández-Blanco P, Hidalgo JI, Fernández-de-Vega F. Optimization of technical indicators in real time with multiobjective evolutionary algorithms. In *Proceedings of the 14th annual conference companion on Genetic and evolutionary computation 2012 Jul 7* (pp. 1535-1536). ACM.
- \* [52] Tanaka-Yamawaki M, Tokuoka S. Adaptive use of technical indicators for the prediction of intra-day stock prices. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2007 Sep 1;383(1):125-33.
- \* [53] Thinyane H, Millin J. An investigation into the use of intelligent systems for currency trading. *Computational Economics*. 2011 Apr 1;37(4):363-74.
- \* [54] Tymerski R, Ott E, Greenwood G. Genetic Algorithm Based Trading System Design. In *Australasian Conference on Artificial Life and Computational Intelligence 2016 Feb 2* (pp. 360-373). Springer, Cham.
- \* [55] Wiles PS, Enke D. Optimizing MACD parameters via genetic algorithms for soybean futures. *Procedia Computer Science*. 2015 Jan 1;61:85-91

## یادداشت‌ها

---

- <sup>1</sup> Convex combination-based OIO
- <sup>2</sup> Multi-Objective Evolutionary Algorithm with Super Individual
- <sup>3</sup> Rotation - based OIO
- <sup>4</sup> Modified Sharpe Ratio
- <sup>5</sup> Cornish – Fisher expansion
- <sup>6</sup> Levenberg–Marquardt
- <sup>7</sup> Moving average convergence - divergence
- <sup>8</sup> Average directional index
- <sup>9</sup> Parabolic stop and reverse
- <sup>10</sup> Relative strength index
- <sup>11</sup> Target
- <sup>12</sup> Mofid Trader