



فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری  
سال چهارم / شماره پانزدهم / پاییز ۱۳۹۴

## تنظیم پارامتر اندیکاتور های تحلیل تکنیکال با استفاده از بهینه سازی چندهدفه گروه ذرات و سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی

ابراهیم عباسی

دانشیار و عضو هیئت علمی دانشگاه الزهراء، نویسنده مسئول و طرف مکاتبه  
asiebrahim2000@yahoo.com

حسین عاکفی

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع-صنایع دانشگاه صنعتی شریف

شهاب الدین ادیب مهر

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مالی دانشگاه علوم اقتصادی

تاریخ دریافت: ۹۳/۱۲/۵ تاریخ پذیرش: ۹۴/۲/۲۷

### چکیده

در این مقاله، یک سیستم معاملاتی خودکار که از ترکیب تحلیل تکنیکال و سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی جهت پیش بینی روند قیمتی سهام و افزایش بازدهی حاصل از سرمایه گذاری استفاده می کند، معرفی شده است. در سیستم معاملاتی معرفی شده، نخست با استفاده از الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات پارامتر های بهینه اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال تعیین شده و با استفاده از خروجی این اندیکاتورها و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی تغییرات قیمت سهم در دوره های بعدی پیش بینی می گردد. نتایج این پیش بینی ها به منظور تعیین زمان مناسب خرید و فروش سهام به منظور کسب بازدهی حداکثر و کاهش ریسک سرمایه گذاری استفاده می شوند. به منظور تست سیستم معاملاتی معرفی شده، هشت سهم به تصادف از میان سهم های موجود در بازار سرمایه ایران انتخاب شد و سیستم به مدت دو ماه بر روی آن ها آزمون گردید. نتایج پژوهش نشان می دهد که با تنظیم پارامتر کردن اندیکاتور های تحلیل تکنیکال می توان دقت حاصل از پیش بینی تغییرات قیمت سهام را افزایش داد و نیز بازدهی سرمایه گذاری را نسبت به روش های معمول در بازار سرمایه و پژوهش های پیشین بیشینه کرد.

**واژه های کلیدی:** تحلیل تکنیکال، بهینه سازی چند هدفه، الگوریتم بهینه سازی چند هدفه گروه ذرات، سیستم های استنتاج تطبیقی فازی-عصبی، سیستم معاملاتی.

## ۱- مقدمه

از سال‌ها پیش تا به حال تشخیص زمان دقیق ورود و خروج به بازار سرمایه و معامله سهام مورد توجه سرمایه‌گذاران و محققان بوده است. در چند دهه اخیر تحقیقات زیادی به منظور تعیین زمان دقیق شروع و پایان یک روند قیمتی صورت گرفته است و ابزارها و تحلیل‌های مختلفی بدین منظور ابداع و توسعه داده شده‌اند. در یک دسته بندی کلی می‌توان تمامی این تحلیل‌ها و ابزارها را در دو دسته تحلیل تکنیکال و تحلیل بنیادی<sup>۱</sup> طبقه بندی کرد. در تحلیل تکنیکال، قیمت‌های گذشته سهام با استفاده از نمودارها و فرمول‌های ریاضی بررسی می‌شوند و با توجه به الگوها و روندهای قیمتی، در مورد خرید و یا فروش یک سهم تصمیم‌گیری می‌شود. اما در تحلیل بنیادی شرایط اقتصادی، وضعیت صنعت، وضعیت تجاری شرکت‌ها، ترازنامه‌ها و صورت‌های سود و زیان شرکت‌ها مورد توجه سرمایه‌گذاران قرار می‌گیرد. هر یک از این دو تحلیل مزایا و معایب خود را دارند، ولی با توجه به سادگی تحلیل تکنیکال، این تحلیل بیش‌تر از تحلیل بنیادی مورد توجه سرمایه‌گذاران بوده است.

تحقیقات و مطالعات اخیر نشان می‌دهند که تحلیل تکنیکال از کارآمدی بالایی در پیش‌بینی زمان شروع روند‌های صعودی و نزولی جدید در بازار برخوردار است. نتایج تحقیقات محققین نشان می‌دهد که می‌توان با استفاده از مجموعه‌ای از قوانین و اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال سود قابل قبول و بالایی در بازار سرمایه به دست آورد [۵ و ۶ و ۷ و ۸ و ۹ و ۱۰ و ۱۱]. همچنین نتایج تحقیقات گوبای این موضوع است که استفاده از یک ابزار و یا قانون تکنیکال خاص به تنهایی نمی‌تواند موثر واقع شود، به‌طور نمونه پرینگ<sup>۲</sup> [۱۲] در تحقیقاتش ثابت کرد که 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. از این رو پژوهشگران از مجموعه‌ای از قوانین تحلیل تکنیکال در مطالعات خود بهره می‌گیرند. در مقاله پیش‌رو نیز از چهار اندیکاتور تحلیل تکنیکال که بیش‌تر در بازار سرمایه مرسوم هستند و نیز یک سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی به منظور پیش‌بینی تغییرات قیمت سهم در دوره‌های بعدی، استفاده شد. در این مقاله ابتدا به بیان مسأله و ضرورت تحقیق می‌پردازیم و سپس مبانی نظری و پیشینه پژوهش معرفی می‌شود. سپس متدولوژی پژوهش بیان شده و در پایان نیز یافته‌ها و نتایج پژوهش و پیشنهادها مطرح خواهند شد.

## ۱-۲- بیان مسأله و ضرورت پژوهش

همواره سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه به عنوان راهی برای کسب درآمد، از اهمیت خاصی نزد سرمایه‌گذاران برخوردار بوده است. از این رو سرمایه‌گذاران به ایجاد و توسعه تحلیل‌ها و روش‌های مختلفی به منظور پیش‌بینی و افزایش بازدهی حاصل از سرمایه‌گذاری‌های خود پرداخته‌اند. به همین دلیل ضروری است که سیستم معاملاتی به منظور باری رساندن به سرمایه‌گذاران در بازار سرمایه توسعه داده شود که ضمن داشتن دقت بالا در پیش‌بینی‌ها، سود حاصل از سرمایه‌گذاری آنان را افزایش داده و ریسک سرمایه‌گذاری را تا حد ممکن کم کند. این ضرورت ما را بر آن داشت که سیستم معاملاتی بر پایه تحلیل تکنیکال ایجاد نماییم تا با

تنظیم پارامتر کردن اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال، ضمن یاری رساندن به سرمایه‌گذاران در جهت دستیابی به اهداف ذکر شده، از عملکرد بهتری نسبت به روش‌های قبلی که از اندیکاتورهای تکنیکال با پارامترهای از پیش تعیین شده‌ای در بازار استفاده می‌کردند، برخوردار باشد.

## ۲- مروری بر مبانی نظری و پیشینه پژوهش

موفقیت در بازار سرمایه وابسته به تشخیص به موقع زمان خرید و فروش سهام است. هر چه تشخیص و پیش‌بینی این زمان دقیق‌تر باشد، می‌توان انتظار داشت که سود حاصل از سرمایه‌گذاری بر روی سهام افزایش و ریسک حاصل از این سرمایه‌گذاری کاهش یابد. در گذشته سرمایه‌گذاران غالباً با استفاده از تحلیل‌ها و مجموعه قوانین بنیادی و یا تکنیکالی زمان شروع یک روند جدید را پیش‌بینی می‌کردند. اما در چندین سال اخیر پژوهش‌هایی به منظور استفاده از هوش مصنوعی به منظور ایجاد و توسعه سیستم‌های معاملاتی صورت گرفته شده است، به طور مثال اسگابار و کلوت<sup>۳</sup> [۱۳] از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی به منظور تعیین نقاط خرید و فروش سهام در بازار سهامی کالا استفاده کردند. به عنوان نمونه‌های دیگر که در زمینه بهینه‌سازی پارامترهای تحلیل تکنیکال تمرکز کرده‌اند می‌توان به تحقیقات فرناندز، رودریگز و همکاران<sup>۴</sup> [۱۴] که پارامترهای میانگین متحرک را با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه کردند، اشاره کرد. همچنین لین و همکاران<sup>۵</sup> [۱۵] از الگوریتم ژنتیک جهت یافتن بهترین پارامترها و فیلتر کردن قوانین تحلیل تکنیکال بهره‌بردارند. دلافونته و همکاران<sup>۶</sup> [۱۶] نیز از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌کردن پارامترهای سه اندیکاتور تحلیل تکنیکال استفاده کردند. با بررسی تحقیقات پیشین مشاهده می‌شود که اکثر این تحقیقات اکثراً مساله بهینه‌سازی پارامترهای تحلیل تکنیکال را به صورت تک‌هدفه و با در نظر گرفتن تنها یک هدف سود و یا ریسک حل کرده‌اند. اما توجه به این نکته ضروری است که در تصمیمات مربوط به خرید و فروش سهام فاکتورهای معیارهای گوناگون و متفاوتی مطرح است که می‌بایست در مسائل آن‌ها را به صورت همزمان در نظر گرفت. سه فاکتور بازدهی، ریسک و دقت پیش‌بینی از جمله شاخص‌های مهم در تصمیم‌گیری در این حوزه هستند. برای حل این دسته از مسائل چندهدفه و ایجاد توازن بین تابع هدف‌های مختلف می‌بایست از تکنیک‌های چندهدفه برای یافتن جواب‌های قابل قبول بهره‌برد.

در ادبیات موضوع مقالات چندهدفه مختلفی را در زمینه پیش‌بینی و مدل‌سازی [۱۷ و ۱۸ و ۱۹ و ۲۰]، انتخاب سبد سهام [۲۱ و ۲۲ و ۲۳ و ۲۴] و بهینه‌سازی سبد سهام [۲۴ و ۲۳ و ۲۴] می‌توان یافت. فکومتو و کیتا<sup>۷</sup> از الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه ژنتیک به منظور ایجاد سیستم معاملاتی روزانه استفاده کردند، آن‌ها در پژوهش خود توابع هدف بازدهی و واریانس بازدهی در نظر گرفتند. همچنین این دو پژوهشگر با استفاده از روش پیشنهادی خود و شبیه‌سازی استراتژی‌های مختلف سرمایه‌گذاری متوجه شدند که در بین تکنیک‌های مختلف حل مسائل چندهدفه، روش‌هایی که جواب‌پاراتو<sup>۸</sup> تولید می‌کنند عملکرد بهتری نسبت به دیگر روش‌های حل دارند.

در این مقاله ما از الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه گروه ذرات به منظور پیدا کردن پارامترهای بهینه اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال استفاده کردیم. این الگوریتم یکی از قوی‌ترین الگوریتم‌های چند هدفه بوده و عملکرد بسیار خوبی در حل مساله مختلف از خود نشان داده است. همچنین آنتونو و پراسپرو<sup>[۱۱]</sup> نشان دادند که این الگوریتم نسبت به الگوریتم ژنتیک چند هدفه عملکرد بهتری در حل مسائل بهینه‌سازی پارامترهای اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال دارد.

با مطالعه ادبیات متوجه استفاده متعدد از الگوریتم‌های فراابتکاری گوناگون جهت پیش‌بینی تغییرات قیمت و تعیین زمان ورود و خروج به بازار می‌شویم. در این تحقیقات بیش‌تر از ترکیب الگوریتم‌های شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایگی، بردارهای پشتیبان ماشین و ... با اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال جهت پیش‌بینی دقیق‌تر بهره‌گرفته شده است [۱۰ و ۱۳ و ۲۵ و ۲۶]. در اکثر این تحقیقات مقدار پارامترهای اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال از قبل مشخص بود و معمولاً از مقادیر معمول در بازار استفاده می‌شد [۱۰ و ۲۵]. اما می‌بایست در نظر داشت که استفاده از پارامترهای مشخص و از قبل تعیین شده در اندیکاتورهای تکنیکال، با توجه به تاثیر هم‌زمان آن‌ها بر تصمیم‌گیری نهایی مان می‌تواند خطای ناشی از پیش‌بینی توسط این اندیکاتورها را افزایش داده و مقدار بازدهی حاصل از سرمایه‌گذاری را کاهش و ریسک سرمایه‌گذاری را افزایش دهد. از این رو در این پژوهش به صورت هم‌زمان از سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی به منظور پیش‌بینی تغییرات قیمت روز بعد سهام و نیز الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات به منظور تعیین بهترین مقادیر برای پارامترهای اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال به جهت افزایش دقت و بازدهی و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری استفاده شد. پیش از بررسی روش شناسی پژوهش در این قسمت از مقاله توضیحاتی مختصر در ارتباط با تحلیل تکنیکال و اندیکاتورهای تکنیکالی مورد استفاده در این مقاله و نیز توضیحاتی ابتدایی در ارتباط با بهینه‌سازی چند هدفه و الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه گروه ذرات داده می‌شود.

## ۲-۱- تحلیل تکنیکال<sup>۱۰</sup>

تحلیل تکنیکال یکی از تحلیل‌های مطرح و پر کاربرد در بازار سرمایه هستند، در این تحلیل براساس نمودارها و قیمت هر روز سهام رفتار سهم و روند قیمتی آن پیش‌بینی می‌شود. اساس تحلیل تکنیکال بر تکرار الگوها و رفتارهای قیمتی گذشته یک سهم در آینده استوار است. روش‌ها و ابزارهای مربوط به تحلیل تکنیکال را می‌توان به دو دسته اندیکاتورهای تعقیب‌کننده روند قیمتی و اندیکاتورهای پیش‌بینی‌کننده دسته بندی کرد. اندیکاتورهای تعقیب‌کننده روند، ایجاد روند جدید را تایید و ادامه آن را زیر نظر می‌گیرند. ولی اندیکاتورهای پیش‌بینی‌کننده، زمان شروع و پایان یک روند را پیش‌بینی می‌کنند، به بیان دیگر اندیکاتورهای تعقیب‌کننده روند، پیش‌بینی‌های حاصل از اندیکاتورهای پیش‌بینی‌کننده را تایید و یا رد می‌کنند. در این مقاله از چهار اندیکاتور تحلیل تکنیکال که هر یک متعلق به خانواده‌ای مجزا و مستقلی از تحلیل‌های تکنیکال بودند به منظور پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام به کمک سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی استفاده شد. در بخش

بعد، پیش از بررسی الگوریتم پیشنهادی به صورت مختصر اندیکاتورهای تکنیکال استفاده شده در این پژوهش را معرفی می‌کنیم.

### ۲-۱-۱- میانگین متحرک نمایی<sup>۱۱</sup> (EMA)

میانگین متحرک نمایی یکی از پرکاربردترین و قدیمی‌ترین اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال بوده و جزو اندیکاتورهای تعقیب‌کننده روند است. در میانگین متحرک نمایی، برخلاف میانگین متحرک ساده به داده‌های جدید نسبت به داده‌های قدیمی‌تر وزن بیشتری داده می‌شود تا داده‌های جدید تاثیر بیشتری بر روی مقدار میانگین داشته باشند و مقدار میانگین متحرک به داده‌های روزهای اخیر نزدیکتر شود. میانگین متحرک *nema* دوره‌ای در دوره  $t$  ام با توجه به روابط زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha = \frac{2}{nema + 1}$$

$$EMA_{t,nema} = \alpha \times price_t + (1 - \alpha) \times EMA_{t-1,nema}$$

در روابط بالا  $price_t$  قیمت سهم در روز  $t$  ام و  $EMA_{t,nema}$  میانگین متحرک نمایی *nema* دوره‌ای در دوره  $t$  ام است. در این روش، هنگامی که مقدار میانگین متحرک نمایی کم‌تر (بیش‌تر) از قیمت سهم در آن دوره زمانی باشد، اخطار خرید (فروش) صادر می‌شود.

### ۲-۱-۲- بولینگر باندز<sup>۱۲</sup>

بولینگر باندز ابزاری برای مشاهده مقدار نوسانات و چگونگی پراکندگی قیمت‌ها حول قیمت میانگین است. برای محاسبه بولینگر باندز *nbol* روزه در روز  $t$  ام نخست مقدار میانگین متحرک را با استفاده از قیمت سهم در *nbol* روز گذشته محاسبه می‌کنیم، این مقدار همان مقدار باند میانی بولینگر باندز است. برای محاسبه باندهای بالا و پایین در این دوره زمانی کفایت به ترتیب *kbol* برابر انحراف استاندارد قیمت سهم در *nbol* دوره گذشته را به مقدار باند میانی در این دوره اضافی و کم می‌کنیم. اخطار خرید (فروش) این اندیکاتور زمانی صادر می‌شود که قیمت سهم پایین‌تر (بالا‌تر) از باند پایینی (بالایی) بولینگر قرار بگیرد و در غیر این صورت هیچ اخطاری مبنی بر خرید یا فروش سهام صادر نمی‌شود.

### ۳-۱-۳- شاخص قدرت نسبی<sup>۱۳</sup> (RSI)

در سال ۱۹۸۷ جی ولز وایلدر<sup>۱۴</sup> [۲۷] اندیکاتور تحلیل تکنیکال RSI را به سرمایه‌گذاران معرفی کرد و تفکر جدیدی را در سیستم‌های خرید و فروش تکنیکال توسعه داد. RSI از جمله اندیکاتورهای تکنیکال است که از محبوبیت زیادی در بین سرمایه‌گذاران برخوردار و سرمایه‌گذاران همواره از این اندیکاتور به منظور پیش‌بینی شروع یک روند جدید استفاده می‌کنند. شاخص قدرت نسبی *nrsi* دوره‌ای در دوره  $t$  ام با توجه به رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + \frac{Avg.U}{Avg.D}}$$

در رابطه فوق  $Avg.U$  <sup>۱۵</sup> میانگین تمامی قیمت‌های بالایی سهم و  $Avg.D$  <sup>۱۶</sup> میانگین تمامی قیمت‌های پایینی سهم در  $nrsi$  دوره گذشته است که با توجه به رابطه زیر محاسبه می‌شوند:

اگر  $price_i > price_{i-1}$  داریم:

$$Avg.U = \frac{1}{nrsi} \sum_{i=t-nrsi+1}^t (price_i - price_{i-1})$$

اگر  $price_i < price_{i-1}$  داریم:

$$Avg.D = \frac{1}{nrsi} \sum_{i=t-nrsi+1}^t (|price_i - price_{i-1}|)$$

این اندیکاتور تکنیکال بین مقادیر ۰ تا ۱۰۰ تغییر می‌کند. هنگامی که مقدار شاخص قدرت نسبی کم تر از مقدار آستانه فروش هیجانی باشد اخطار خرید و در زمانی که مقدار این شاخص بیش تر از مقدار آستانه خرید هیجانی باشد، اخطار فروش صادر می‌شود.

#### ۲-۱-۴- درجه تغییرات <sup>۱۷</sup> (ROC)

این اندیکاتور برای اندازه‌گیری میزان تغییرات قیمت نسبی استفاده می‌شود. درجه تغییرات با توجه به آخرین قیمت سهم و قیمت  $nroc$  دوره گذشته آن به دست می‌آید. نحوه محاسبه کردن مقدار ROC به صورت زیر است:

$$ROC = 100 \times \frac{price_t}{price_{t-nroc+1}}$$

برخلاف RSI، اندیکاتور تکنیکال ROC محدود به حدود بالایی و پایینی نیست. در این اندیکاتور پیش بینی هم، هنگامی که مقدار ROC کم تر از مقدار آستانه فروش هیجانی باشد اخطار خرید و در زمانی که مقدار این شاخص بیش تر از مقدار آستانه خرید هیجانی باشد، اخطار فروش صادر می‌شود.

#### ۲-۲- الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات <sup>۱۸</sup>

الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات یکی از الگوریتم‌های قوی فراابتکاری در زمینه بهینه‌سازی است که توسط ابرهارت و کندی <sup>۱۹</sup> [۲۸ و ۲۹] به همگان معرفی شد. این الگوریتم با الهام از زندگی جمعی ماهی‌ها و پرندگان از یک هوش جمعی به منظور جستجو فضای جواب و یافتن جواب بهینه استفاده می‌کند. در این الگوریتم هر جواب ممکن برای مساله یک ذره نامیده می‌شود و مجموعه‌ای از این ذرات یا مجموعه جواب‌ها یک جمعیت را می‌سازند. در اولین گام از این الگوریتم یک جمعیت تصادفی ایجاد می‌شود و در هر تکرار این الگوریتم ذرات با توجه به سرعت قبلی خود ( $v_k^i$ ) و بهترین موقعیتی که خود ذرات تا به حال تجربه کرده‌اند ( $pbest_k^i$ ) و نیز بهترین موقعیتی که تمام اعضای جمعیت تا این تکرار یافته‌اند ( $gbest_k$ )، سرعتی خواهند داشت. و با توجه به این سرعت و موقعیت فعلی شان، موقعیت جدید ذرات با توجه به رابطه‌های زیر به روز رسانی می‌شود:

$$v_{k+1}^i = w \times v_k^i + c_1 \times rand \times (pbest_k^i - x_k^i) + c_2 \times rand \times (gbest_k - x_k^i)$$

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i$$

در رابطه های فوق  $w$  ضریب انرسی،  $v_k^i$  سرعت ذره  $iam$  در  $k$ امین تکرار،  $x_k^i$  موقعیت فعلی ذره  $iam$ ،  $pbest_k^i$  بهترین تجربه ذره  $iam$  تا  $k$ امین تکرار،  $gbest_k$  بهترین جواب به دست آمده توسط کلیه ذرات تا  $k$ امین تکرار،  $C_1$  و  $C_2$  ثابت های شتاب و  $rand$  یک مقدار تصادفی بین مقادیر  $0$  تا  $1$  است.

با توجه به این که تعدادی از متغیر های مساله مورد بررسی در این مقاله گسسته هستند و نیز با توجه به پیوسته بودن الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات معرفی شده در قسمت قبل، هیچ تضمینی مبنی بر این که شرط گسسته بودن متغیر های حفظ شود وجود ندارد، از این رو در این مقاله با ایجاد تغییراتی در الگوریتم پایه بهینه سازی جمعی ذرات، الگوریتم گسسته جدیدی توسعه داده شد:

$$v_{k+1}^i = dw \times v_k^i + dc_1 \times randi(\min[0, (pbest_k^i - x_k^i)], \max[0, (pbest_k^i - x_k^i)]) + dc_2 \times randi(\min[0, (gbest_k - x_k^i)], \max[0, (gbest_k - x_k^i)])$$

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i$$

در رابطه اول  $dw$ ،  $dc_1$  و  $dc_2$  همان ضریب انرسی و ثابت های شتاب هستند و برخلاف  $w$  و  $C_1$  و  $C_2$  که مقادیر عددی پیوسته اختیار می کنند می بایست مقادیر گسسته و حسابی داشته باشند تا تضمینی بر این موضوع باشد که هیچ مقدار غیر صحیحی تولید نخواهد شد. همچنین در رابطه فوق  $randi(0, T)$  عملگری است که یک مقدار تصادفی گسسته بین بازه  $0$  تا  $T$  خواهد داشت. در الگوریتم گسسته فوق به منظور ایجاد تنوع بیشتر در جواب ها و نیز جلوگیری از همگرایی سریع آن، نخست تنوع جواب ها را با توجه به روش پیشنهادی وانگ و تانگ [۳۰] اندازه گرفته و در صورتی که که تنوع جواب ها کم باشد جمعیت تصادفی جدیدی تولید کرده و جایگزین جمعیت قبلی می کنیم. در این روش فاصله یا شباهت دو ذره  $x_k^i$  و  $x_k^j$  به صورت زیر تعریف می شود:

اگر عناصر درایه های ذره  $iam$  و  $jam$  در دوره  $k$ ام به صورت  $x_k^i = [a_1, \dots, a_n]$  و  $x_k^j = [b_1, \dots, b_n]$  باشد آنگاه فاصله دو ذره از هم به صورت زیر تعریف می شود:

$$d(x_k^i, x_k^j) = \sum_{k=1}^n \text{sign}(|a_k - b_k|)$$

که در آن  $\text{sign}(s) = 1$  اگر  $s \neq 0$  در غیر این صورت  $\text{sign}(s) = 0$  است.

پس از محاسبه فاصله تک تک ذرات از یکدیگر می توان از رابطه زیر به میزان همگرایی جواب ها پی برد:

$$D_{pop}^t = \frac{2 \sum_{i=1}^{n_{pop}-1} \sum_{j=i+1}^{n_{pop}} d(x_k^i, x_k^j)}{n_{pop} \times (n_{pop}-1) \times n}$$

در رابطه فوق  $n_{pop}$  در واقع تعداد اعضای جمعیت است.

اگر مقدار  $D_{pop}^t$  بزرگ باشد، نشان دهنده آن است که جمعیت از تنوع جواب خوبی برخوردار است و اگر این مقدار کوچک و نزدیک به صفر باشد این گونه می توان برداشت کرد که جمعیت به یک جواب بهینه محلی همگرا شده است و تنوع خود را از دست داده است و می بایست جمعیت جدیدی جایگزین این جمعیت شود. به همین دلیل در پایان هر تکرار از الگوریتم گسسته بهینه سازی جمعی ذرات مقدار  $D_{pop}^t$  جمعیت محاسبه شده و با استفاده از مقدار به دست آمده و رابطه  $c_4 = e^{-k \times D_{pop}^t}$  که در آن  $k$  یک پارامتر کنترلی است مقدار  $c_4$  را

محاسبه می‌کنیم. حال اگر جمعیت همگرا شده باشد مقدار تنوع جواب‌ها کم شده و مقدار  $c_4$  افزایش می‌یابد و در نتیجه جمعیت جدید و تصادفی جایگزین جمعیت قبلی می‌شود و بلعکس.

### ۲-۳- بهینه‌سازی چندهدفه و جواب پاراتو<sup>۲۱</sup>

در مسائل چند هدفه به جای بهینه‌سازی یک تابع هدف، چندین تابع هدف به صورت همزمان بهینه‌سازی می‌شوند. در اغلب موارد این تابع هدف‌ها در تضاد با یکدیگر بوده و این موضوع مانع از آن می‌شود که بتوانیم یک جواب بهینه برای تمامی تابع هدف‌ها بیابیم. در اکثر موارد در مسائل بهینه‌سازی چندهدفه بیش از یک جواب بهینه خواهیم داشت که به این جواب‌ها، مجموع جواب‌های پاراتو یا غیر مغلوب گفته می‌شود. در واقع به عنوان یک تعریف ریاضی در مساله کمینه‌سازی چند هدفه می‌توان گفت که بردار جواب  $x^*$  جواب پاراتو مساله است اگر هیچ بردار جواب دیگری مانند  $x$  یافت نشود به طوری که مقدار توابع هدف آن کوچکتر یا مساوی مقادیر توابع هدف بردار جواب  $x^*$  بوده و در حداقل یک تابع هدف از بردار جواب  $x^*$  کوچکتر باشد به عبارت دیگر هیچ  $x$ ی یافت نشود که در دو رابطه زیر صدق کند:

$$\begin{aligned} f_i(x) &\leq f_i(x^*) \quad \forall i=1, \dots, n \\ f_i(x) &< f_i(x^*) \quad \text{at least one } i \end{aligned}$$

در رابطه فوق  $n$  نشان دهنده تعداد تابع هدف‌های مساله است.

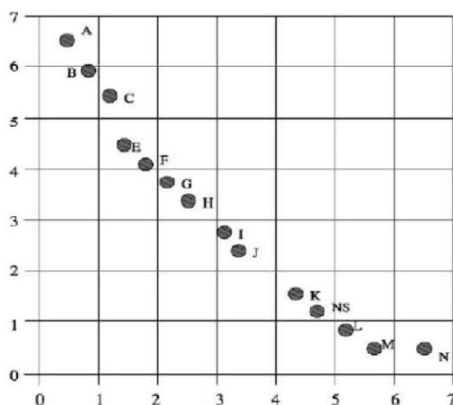
### ۲-۴- الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه گروه ذرات<sup>۲۲</sup>

در سال ۲۰۰۵ کارلوس<sup>۲۳</sup> و همکاران [۳۱] الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه گروه ذرات را پیشنهاد دادند. این الگوریتم همانند الگوریتم تک هدفه بهینه‌سازی گروه ذرات عمل می‌کند با این تفاوت که در هر تکرار از الگوریتم، ذرات به تصادف یکی از جواب‌های پاراتو را انتخاب کرده و با توجه به برآیند سرعت خود در مرحله پیش، بهترین موقعیتی که تا این مرحله به دست آورده‌اند و نیز بر اساس موقعیت جواب پاراتو انتخاب شده جهت‌ها را برای حرکت کردند انتخاب می‌کنند. در این روش جواب‌های پاراتو در یک حافظه با گنجایش محدود ذخیره می‌شود و با توجه به تنوع جواب‌ها یکی از جواب‌های پاراتو به منظور نماینده‌ای از بهترین موقعیت تمامی ذرات انتخاب می‌شود و در صورتی که حافظه مربوط به جواب‌های پاراتو بیش از حد پر شده باشد، مجدداً از معیار تنوع به منظور حذف آن جواب خاص بهره می‌گیرند.

### ۲-۴-۱- معیار تنوع در بهینه‌سازی چند هدفه گروه ذرات

برای مشخص کردن معیار تنوع جواب‌ها در این الگوریتم، فضای حل مساله را به مستطیل یا خانه‌هایی با طول و عرض یکسان تقسیم بندی می‌کنند. تعداد این تقسیم بندی‌ها (nGrid) که در طول و عرض فضای جواب صورت می‌گیرد یک پارامتر کنترلی است که توسط تصمیم‌گیرنده تعیین می‌شود.





شکل (۱) تقسیم بندی فضای حل به بخش های مساوی و مجزا

بر اساس این روش هر چه تعداد جواب های پاراتو موجود در یک خانه خاص کم تر باشد آن جواب ها از نظر معیار تنوع جواب بهتری محسوب می شود به طور نمونه در شکل ۱ جواب پاراتو A به تنهایی در یک خانه قرار گرفته است ولی جواب های پاراتو E و F هر دو در یک خانه واقع شده اند. بر اساس الگوریتم پیشنهادی کارلوس و همکاران چون جواب پاراتو A به تنهایی در یک خانه واقع شده است از نظر تنوع بهتر از جواب های پاراتو E و F خواهد بود و شانس بیش تری دارد که به عنوان بهترین جواب سراسری یا سرگروه انتخاب شده و ذرات با توجه به موقعیت این جواب پاراتو، موقعیت جدید خود را بروز رسانی کنند. همچنین در صورتی که حافظه مربوط به جواب های پاراتو بیش از حد پر شده باشد، جواب پاراتو A از شانس کمتری برای حذف شدن نسبت به دو جواب E و F برخوردار خواهد بود. شانس انتخاب شدن جواب های پاراتو به عنوان سرگروه با توجه به رابطه ی زیر محاسبه می شود:

$$P_i = \frac{e^{-\beta \times n_i}}{\sum_{j=1}^m e^{-\beta \times n_j}}$$

که در آن:

$P_i$ : شانس تخصیص داده شده به جواب های پاراتو موجود در خانه  $i$  ام به منظور انتخاب شدن به عنوان سرگروه.

$m$ : تعداد خانه هایی است که جواب های پاراتو دارند.

$n_i$ : تعداد جواب های پاراتو موجود در خانه  $i$  ام از بین  $m$  خانه ای که جواب های پاراتو دارند.

$\beta$ : پارامتر فشار انتخاب است که توسط تصمیم گیرنده تعیین می شود.

در هر تکرار از الگوریتم فوق بعد از محاسبه شانس انتخاب شدن جواب های پاراتو به عنوان سر گروه، از چرخه رولت<sup>۲۴</sup> به منظور راه کاری برای انتخاب سر گروه استفاده می کنیم.

برای حذف کردن جواب های پاراتوی اضافی نیز می توان از رویه ای مشابه با رویه فوق استفاده کرد، بدین ترتیب که نخست بسته به این که در هر خانه چند جواب پاراتو واقع شده است، یک شانس برای حذف شدن به

جواب های پاراتو داد، و از این طریق جواب های پاراتو موجود در حافظه را کاهش داد. شانس حذف شدن جواب های پاراتو با توجه به رابطه ی زیر محاسبه می شود:

$$Q_i = \frac{e^{axn_i}}{\sum_{j=1}^m e^{axn_j}}$$

که در آن:

$Q_i$ : شانس تخصیص داده شده به جواب های پاراتو موجود در خانه  $i$  ام به منظور حذف شدن است.

$m$ : تعداد خانه هایی است که جواب های پاراتو دارند.

$n_i$ : تعداد جواب های پاراتو موجود در خانه  $i$  ام از بین  $m$  خانه ای که جواب های پاراتو دارند.

$\beta$ : پارامتر فشار حذف است که توسط تصمیم گیرنده تعیین می شود.

در هر تکرار از الگوریتم بهینه سازی چند هدفه گروه ذرات اگر تعداد جواب های پاراتو به دست آمده از مقدار حافظه در دسترس برای ذخیره سازی جواب های پاراتو بیش تر بود، با توجه به شانس تخصیص داده شده برای حذف هر جواب و با استفاده از چرخه رولت تعداد جواب های پاراتو اضافی را حذف می کنیم.

## ۲-۵- سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی

در سال ۱۹۶۵ برای نخستین بار منطق فازی و سیستم استنتاج فازی توسط لطفی زاده<sup>۲۵</sup> [۳۲] به همگان معرفی شد. در منطق فازی مدل ها با استفاده از قوانین اگر- آنگاه و متغیر های زبانی نمایش داده می شوند و هر داده می تواند با درجه عضویت های مختلف عضو مجموعه های گوناگون و حتی چند مجموعه متناقض باشد. تمامی سیستم های استنتاج فازی از سه بخش اصلی تشکیل شده اند که عبارتند از:

(۱) قوانین فازی

(۲) توابع عضویت

(۳) سازوکاری برای استدلال

در عمل سه نوع سیستم استنتاج فازی ممدانی<sup>۲۶</sup> [۳۳]، تاکاگی-سوگنو<sup>۲۷</sup> [۳۴] و توسوکاموتو<sup>۲۸</sup> مورد استفاده قرار می گیرند. خروجی سیستم ممدانی یک عدد فازی است که می بایست با روش هایی خاص به یک عدد حقیقی تبدیل شود. خروجی سیستم تاکاگی-سوگنو یک عدد حقیقی است و سیستم توسوکاموتو برای نمایش خروجی های خود از یک تابع یکنوا استفاده می کند.

جانگ<sup>۲۹</sup> [۳۵] در سال ۱۹۹۳ سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی یا به اختصار ANFIS<sup>۳۰</sup> را پیشنهاد کرد. در ساختار ANFIS از سیستم فازی تاکاگی-سوگنو بهره گرفته شده است. در رابطه زیر نحوه نمایش قوانین توسط این سیستم را می توانیم مشاهده کنیم:

Rule1: if  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$  then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Rule2: if  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$  then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

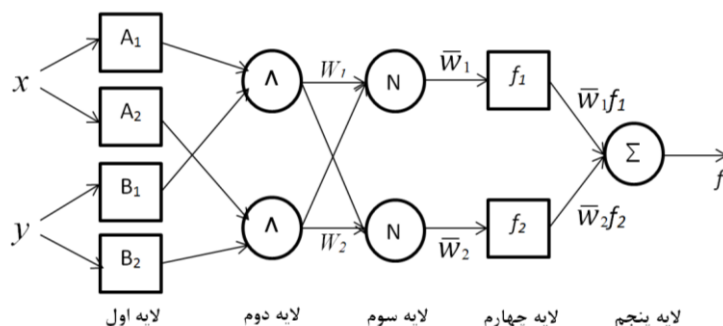
در تصاویر شماره ۲ می‌توان ساختار کلی یک سیستم استنتاج فازی با دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $f$  مشاهده کرده. همان‌طور که از این تصاویر مشخص است، شبکه ANFIS از پنج لایه تشکیل شده است، وظایف هر یک از این لایه‌ها به ترتیب در قسمت زیر شرح داده شده‌اند:

لایه اول: این لایه، لایه ورودی نامیده می‌شود. هر گره در این لایه مربوط به یک متغیر زبانی می‌شود و خروجی آن میزان تعلق هر یک از ورودی‌ها به توابع عضویت متغیرهای زبانی را مشخص می‌کند. به عنوان نمونه خروجی لایه یک در شبکه مربوط به تصاویر شماره ۲ با استفاده از معادلات زیر نمایش داده می‌شود:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad \text{for } i=1,2$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad \text{for } i=3,4$$

همان‌طور که قبلاً گفته شد،  $x$  و  $y$  ورودی‌های شبکه هستند،  $A_i$  و  $B_i$  همان متغیرهای زبانی بوده و  $\mu(x)$  و  $\mu(y)$  توابع عضویت هستند و میزان تعلق هر یک از ورودی‌ها به هر یک از متغیرهای زبانی را نشان می‌دهند.



شکل (۲) ساختار کلی شبکه ANFIS

توابع عضویت مختلفی برای هر یک از متغیرهای زبانی می‌توان تعریف کرد اما تابع زنگوله‌ای شکل یکی از متداول‌ترین توابع عضویت در سیستم‌های استنتاج تطبیقی فازی-عصبی است و معادله آن عبارت است از:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}}$$

در معادله فوق  $a_i$ ،  $b_i$  و  $c_i$  پارامترهایی هستند که سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی می‌بایست با توجه به داده‌های ورودی و مقدار هدف طوری تنظیم کند که خروجی‌های آن کم‌ترین خطا را نسبت به مقدار هدف داشته باشند.

لایه دوم: وظیفه این لایه استخراج وزن هر یک از قوانین ( $w_i$ ) است.  $w_i$  ها با توجه به رابطه زیر محاسبه می‌شوند:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), \quad \text{for } i=1,2$$

لایه سوم: در این لایه وزن نسبی هر یک از قوانین با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$O_{2,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1+w_2} \quad \text{for } i=1,2$$

لایه چهارم: این لایه، لایه قوانین است و هر گره در واقع تابعی را نمایش می‌دهد. در این لایه ورودی‌ها با توجه به قوانین موجود، بر توابع مربوط به هریک از قوانین اعمال می‌شوند، به بیان دیگر داریم:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i \cdot f_i \quad \text{for } i=1,2$$

همان‌طور که پیش‌تر گفته شد در رابطه فوق  $f_1$  و  $f_2$  مجموعه قوانین اگر-آنگاه فازی هستند و به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\text{Rule1: if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

$$\text{Rule2: if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

در توابع بالا  $p_i$ ،  $q_i$  و  $r_i$  پارامترهایی هستند که سیستم با توجه به داده‌های ورودی، مقدار هدف و خروجی هایش به منظور کمینه ساختن خطای ناشی از میزان اختلاف مقدار هدف از مقدار خروجی‌ها تنظیم می‌کند. لایه پنجم: لایه پنجم، لایه خروجی بوده و خروجی تمامی قوانین را با استفاده از عملگر جمع با هم ترکیب می‌کند:

$$O_{4,i} = \sum_i \bar{w}_i \cdot f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

### ۳- فرضیه‌های پژوهش

فرضیه‌های زیر در این پژوهش در نظر گرفته شده‌اند:

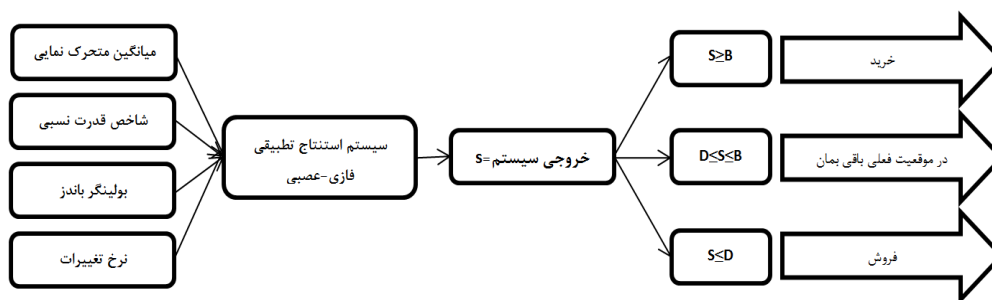
- (۱) مقدار پارامترهای اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال بر روی دقت پیش‌بینی حاصل از این اندیکاتورها و در نتیجه بر بازدهی به دست آمده تاثیر دارند.
  - (۲) با تنظیم پارامتر کردن اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال می‌توان بازدهی حاصل از سرمایه‌گذاری را نسبت به زمانی که از پارامترهای معمول در بازار استفاده می‌شود، افزایش داد.
- فرضیات فوق بر روی هشت سهم فعال موجود در بازار سرمایه تهران که به تصادف انتخاب شده‌اند به مدت دو ماه تست شدند.

#### ۴- روش شناسی پژوهش

و در این بخش از مقاله در ارتباط با سیستم معاملاتی معرفی شده و نیز ساختار جواب ها و دامنه قابل قبول متغیر های تصمیم و نیز تابع هدف های در نظر گرفته شده در این پژوهش بحث خواهد شد. همچنین در این بخش توضیحات مختصری در ارتباط با داده ها و نحوه انتخاب شان و مراحل پیاده سازی الگوریتم داده شده است.

#### ۴-۱- سازوکار معاملاتی

تمامی اندیکاتور های تکنیکال که در پیش بینی آینده قیمت سهم موثر بودند، در قسمت های قبل معرفی شدند. همان طور که قبلا هم گفته شد ما در این پژوهش بنا داریم که با استفاده از الگوریتم بهینه سازی چندهدفه گروه ذرات و سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی نخست مقادیر بهینه هر یک از پارامتر های اندیکاتور های تکنیکال را به دست آورده و سپس با توجه به قیمت های جدید سهام مقادیر جدید اندیکاتور های تکنیکال را محاسبه و تغییرات قیمتی سهم در دوره بعد نسبت به این دوره را پیش بینی می کنیم. حال سوالی اساسی که مطرح می شود، این است که چگونه از مقادیر پیش بینی های تغییرات قیمت سهام به منظور خرید و فروش سهم استفاده نماییم. برای حل این موضوع سازوکار معاملاتی خاصی در این پژوهش توسعه داده شد. فرض کنید تغییرات قیمت که توسط الگوریتم معرفی شده پیش بینی می شوند با حرف S نمایش داده شود، حال اگر این مقدار بزرگتر یا مساوی مقدار B بود سهم را خریداری می کنیم و اگر سهم را از قبل خریده بودیم هیچ اقدامی نمی کنیم. و اگر این مقدار کوچکتر یا مساوی مقدار D باشد سهم به فروش می رسانیم و اگر سهمی برای فروش نداشتیم، هیچ اقدامی انجام نمی دهیم و در حالتی که S بین B و D بود، اگر سهم را از قبل خریده بودیم آن را نگه می داریم و اگر سهم را در مجموعه سهام های خریداری کرده خود نداشتیم، مبادرت به خرید آن نمی کنیم تا زمانی که اخطار خرید صادر شود. در ارتباط دو مقدار B و D می توان گفت که هر دو متغیرهای پیوسته هستند که به ترتیب مقادیری بزرگ تر و کوچکتر از صفر می گیرند و به کمک الگوریتم حل مساله تعیین می شوند. در شکل ۳ نحوه عملکرد سازوکار سیستم معاملاتی معرفی شده در این پژوهش قابل مشاهده است:



شکل (۳) سازوکار سیستم معاملاتی

## ۴-۲- تابع هدف ها

بعد از مشخص شدن زمان خرید و فروش یک سهم توسط سازوکار معاملاتی معرفی شده در قسمت قبل، می‌بایست تابع هدف های مختلف مساله را مورد ارزیابی قرار داد تا نحوه عملکرد سیستم و سازوکار معاملاتی مشخص شود. در این مقاله بعد از پیش بینی تغییرات قیمت سهام در دوره بعد نسبت به این دوره، پارامتر های مربوط به اندیکاتور های تحلیل تکنیکال را طوری تنظیم کنیم که دقت حاصل از پیش بینی ها به عنوان نخستین تابع هدف مساله افزایش یابد؛ میانگین مربع خطا به عنوان معیاری برای اندازه گیری دقت در نظر گرفته شد. بعد از مشخص شدن مقادیر پیش بینی ها و زمان های خرید و فروش سهام به کمک سازوکار معاملاتی، بازدهی حاصل از سرمایه گذاری در طول دوره بررسی را به عنوان تابع هدف دوم مساله است که می‌بایست بیشینه شود، محاسبه می‌کنیم. همچنین در این مقاله سعی بر آن است که نسبت شارپ<sup>۳۱</sup> را به عنوان تابع هدف سوم و معیاری برای اندازه گیری ریسک تا حد امکان افزایش دهیم. نسبت شارپ یا به اختصار SR با توجه به رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$SR = \frac{\mu}{\sigma}$$

در رابطه فوق  $\mu$  بازدهی سهام در طول دوره بررسی و  $\sigma$  انحراف معیار استاندارد بازدهی های حاصل از خرید و فروش سهام در طول این دوره است، با توجه به این که ممکن است سهم در طول مدت بررسی چندین بار خریداری شده و به فروش برسد، بدین ترتیب از انحراف معیار استاندارد حاصل از بازدهی های به دست آمده به عنوان معیاری برای اندازه گیری ریسک سهام استفاده می‌کنیم. توجه به این نکته ضروری است که در این پژوهش، کارمزد خرید و فروش و سود تقسیمی سهام در محاسبات بازدهی لحاظ نشدند.

## ۴-۳- ساختار بردار جواب

بردار های جواب در این پژوهش به صورت یک رشته  $\gamma$  متغیری تعریف شدند، که از این تعداد متغیر، ۴ تای آن ها گسسته و بقیه متغیر های پیوسته بودند. در بردار زیر ساختار جواب ها و متغیر هایی را که مقادیر بهینه آن ها می‌بایست پیدا شود را می‌توان مشاهده کرد:

$$[nema \ nrsi \ nbol \ kbol \ nroc \ B \ D]$$

در بردار جواب فوق  $nroc$  و  $nrsi$  متغیر هایی گسسته بوده و مقادیری بین ۱۰ تا ۵۰ اختیار می‌کنند. همچنین متغیر های  $B$  و  $nroc$  و  $D$  متغیر های پیوسته هستند به طوری که  $kbol$  بین دو مقدار ۰,۱ و ۴ متغیر است و همان طور که قبلا اشاره شد دو متغیر  $B$  و  $D$  به ترتیب مقادیری بزرگ تر و کوچکتر از صفر هستند.

## ۴-۴- مراحل پیاده سازی الگوریتم

در این قسمت به توضیحاتی در ارتباط با الگوریتم پیشنهادی و نحوه عملکرد آن می‌پردازیم.

گام یک: در نخستین گام، داده‌های مربوط به قیمت سهام را به سه دسته داده آموزش، تست و اعتبارسنجی تقسیم می‌کنیم. لازم به ذکر است که با استفاده از داده‌های آموزش، سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی را آموزش داده و پارامترهای مربوط به سیستم استنتاج را تنظیم می‌کنیم. با استفاده از داده‌های تست نحوه عملکرد سیستم را سنجیده و سیستم را ارزیابی کرده و در صورتی که سیستم عملکرد مناسبی در پردازش داده‌های تست نداشت، سیستم را مجدداً آموزش می‌دهیم. در پایان نیز ارزیابی نهایی سیستم با استفاده از داده‌های اعتبارسنجی صورت می‌گیرد.

گام دوم: در این مرحله به کمک الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه گروه ذرات، یک جمعیت تصادفی می‌سازیم. همان‌طور که قبلاً اشاره شد، هر یک از اعضای این جمعیت در واقع مقادیر عددی هر یک از پارامترهای تحلیل تکنیکال را نمایش می‌دهند.

گام سوم: با استفاده از داده‌های آموزش و با توجه به هر یک رشته‌های عددی که نمایش دهنده ذرات هستند، مقادیر عددی مربوط به هر یک از اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال را محاسبه کرده و به عنوان ورودی سیستم استنتاج فازی-عصبی و به منظور آموزش آن استفاده می‌کنیم. با توجه به این که هدف از آموزش شبکه پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام در روز بعد نسبت به قیمت آن در روز فعلی است، مقدار تغییرات قیمت روز بعد سهام نسبت به قیمت امروزش را محاسبه کرده و به عنوان مقدار هدف سیستم استفاده می‌کنیم. در جدول شماره ۱ می‌توانیم ساختار ورودی‌ها و مقدار هدف را مشاهده کنیم:

جدول (۱) ساختار داده‌های آموزش و مقدار هدف

مقدار هدف	نرخ تغییرات (nroc)	بولینگر باندز (nbol, kbol)	شاخص قدرت نسبی (nrsi)	میانگین متحرک نمایی (nema)	داده‌های آموزش
تغییرات قیمت روز دوم نسبت به روز اول	قیمت روز اول	قیمت روز اول	قیمت روز اول	قیمت روز اول	روز اول
تغییرات قیمت روز سوم نسبت به روز دوم	قیمت روز دوم	قیمت روز دوم	قیمت روز دوم	قیمت روز دوم	روز دوم
تغییرات قیمت روز چهارم نسبت به روز سوم	قیمت روز سوم	قیمت روز سوم	قیمت روز سوم	قیمت روز سوم	روز سوم
...	...	...	...	...	...
تغییرات قیمت روز $n+1$ ام نسبت به روز $n$ ام	قیمت روز $n$ ام	قیمت روز $n$ ام	قیمت روز $n$ ام	قیمت روز $n$ ام	روز $n$ ام

همان‌طور که از جدول فوق قابل مشاهده است، به منظور محاسبه اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال در روز  $m$  از قیمت روز  $m$  و روزهای قبلی آن استفاده می‌کنیم، ولی مقدار هدف در روز  $m$  با توجه به تغییرات

قیمت سهم در روز  $m+1$  ام نسبت به قیمت آن در روز  $m$  ام محاسبه می‌شود. برای محاسبه مقدار هدف در روز  $m$  ام از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$Target_m = \frac{Price_{m+1} - Price_m}{Price_m}$$

گام چهارم: در این گام بعد از محاسبه ورودی‌ها و خروجی سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی با توجه به رشته‌های عددی مربوط به هر یک از ذرات، سیستم استنتاج مربوط به هر یک از ذرات را آموزش می‌دهیم. گام پنجم: در این مرحله می‌بایست نحوه عملکرد هر یک از ذرات را ارزیابی کنیم. بدین منظور سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی آموزش دیده هر ذره را با استفاده از داده‌های تست مجدداً می‌آزماییم و با توجه به نتایج پیش‌بینی‌ها، نخست دقت سیستم را می‌سنجیم، در قدم بعدی با استفاده از سازوکار معاملاتی و نتایج پیش‌بینی‌ها نقاط خرید و فروش سهم را مشخص کرده و مقدار بازدهی و ریسک حاصل را برای تمامی ذرات محاسبه می‌کنیم.

گام ششم: در این مرحله اگر شرایط توقف حاصل شده بود به گام هفتم می‌رویم و در غیر این صورت با توجه به مقادیر توابع هدف به دست آمده برای هر یک از ذرات و الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه گروه ذرات جمعیت جدیدی تولید می‌کنیم و گام‌های سوم تا پنجم را مجدداً تکرار می‌نماییم.

گام هفتم: این گام، گام پایانی الگوریتم است. در این گام ذرات برگزیده که نامغلوب هستند را انتخاب می‌کنیم و ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم را با استفاده از داده‌های آموزش و تست و با توجه به پارامترهای انتخاب شده در هر یک از جواب‌های نامغلوب، مجدداً محاسبه کرده و با توجه به این ورودی و خروجی‌های جدید سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی مربوط به هر یک از ذرات نامغلوب را مجدداً آموزش می‌دهیم. به منظور اعتبارسنجی نهایی سیستم، داده‌های اعتبارسنجی بر روی هر یک از سیستم‌های آموزش دیده حاصل از هر یک از ذرات نامغلوب مجدداً اجرا می‌شوند و با توجه به مقادیر توابع هدف‌های به دست آمده، ارزیابی نهایی الگوریتم پیشنهادی صورت می‌پذیرد.

#### ۴-۵- داده‌ها

در این پژوهش، الگوریتم و سازوکار معاملاتی معرفی شده بر روی هشت شرکت فعال در بازار سرمایه تست شد. این هشت شرکت از صنایع گوناگون انتخاب شدند و مدت زمان زیادی در بازار سرمایه ایران فعالیت می‌کنند [۳۶]. اسامی شرکت‌ها و صنایع بررسی شده در جدول (۲) نمایش داده شده است.

همان‌طور که قبلاً ذکر شد، داده‌های قیمتی مربوط به هر شرکت به سه دسته داده‌های آموزش، داده‌های تست و داده‌های اعتبارسنجی تقسیم‌بندی شدند. همچنین قابل ذکر است که از قیمت‌های تعدیل‌شده جهت محاسبه اندیکاتورهای تحلیل تکنیکال استفاده شد. قیمت تعدیل‌شده قیمتی است که اثرات سود تقسیمی سهام، افزایش سرمایه و ... از آن حذف شده است. جدول شماره ۳ بازه زمانی انتخاب شده جهت استخراج داده‌های آموزش، تست و اعتبارسنجی را نمایش می‌دهد.



جدول (۲) اسامی شرکتهای بررسی شده

نام شرکت	صنعت	نماد
مخابرات ایران	ارتباطات رادیویی	اخابر
سیمان تهران	سیمان، آهک و گچ	ستران
پتروشیمی اراک	محصولات شیمیایی	شاراک
نفت بهران	فرآورده های نفتی، کک و سوخت هسته ای	شبهرن
مس شهید باهنر	فلزات اساسی	فباهنر
فولاد مبارکه اصفهان	فلزات اساسی	فولاد
ملی صنایع مس ایران	فلزات اساسی	فملی
توسعه صنایع بهشهر	محصولات غذایی و آشامیدنی به جز قند و شکر	وبشهر

جدول (۳) بازه زمانی داده های آموزش، تست و اعتبارسنجی

بازه زمانی مورد بررسی	بازه زمانی آموزش	بازه زمانی تست	بازه زمانی اعتبارسنجی
تاریخ شروع	۲۰۱۲/۰۸/۰۱	۲۰۱۲/۱۱/۰۱	۲۰۱۳/۰۱/۰۱
تاریخ خاتمه	۲۰۱۲/۱۰/۳۱	۲۰۱۲/۱۲/۳۱	۲۰۱۳/۰۲/۲۸

#### ۴-۶- تنظیم پارامتر الگوریتم بهینه سازی چند هدفه گروه ذرات

به منظور تنظیم پارامتر کردن، پارامتر های الگوریتم بهینه سازی چند هدفه گروه ذرات از الگوریتم تاگوچی استفاده شد. همچنین شرط توقف در این الگوریتم برآورده شدن شرط تعداد تکرار ( $NI$ ) تعیین شد. مقادیر مناسب برای پارامترهای این الگوریتم در جدول شماره ۴ نشان داده شده اند:

جدول (۴) مقادیر پارامتر های بهینه مربوط به الگوریتم بهینه سازی چند هدفه گروه ذرات

تعداد تکرار ها	30
اندازه جمعیت	30
اندازه حافظه به منظور ذخیره سازی جواب های نامغلوب	30
$W_1$	0.5
$C_1$	1
$C_2$	2
$dw_1$	1
$dc_1$	1
$dc_2$	1
$nGrid$	6
$\alpha$	2
$\beta$	2
$K$	3

## ۵- تجزیه و تحلیل داده‌ها و نتایج

الگوریتم و سیستم معاملاتی معرفی شده در این پژوهش، بر روی داده‌های قیمتی هشت شرکت فعال در بازار سرمایه ایران پیاده‌سازی شد. همان‌طور که پیش‌تر به آن اشاره کردیم از قیمت تعدیل شده به منظور محاسبه اندیکاتورهای تکنیکال استفاده کردیم و کارمزد خرید و فروش و سود تقسیمی سهام را در محاسبات خود در نظر نگرفتیم. همان‌طور که قبلاً اشاره شد در مسائل چند هدفه غالباً تک جواب بهینه وجود ندارد و جواب‌های ما به صورت مجموع جواب‌های پاراتو هستند. به منظور خلاصه کردن نتایج حاصل از الگوریتم، بهترین، بدترین و مقدار میانگین نتایج تمامی جواب‌های پاراتو به دست آمده در هر یک از تابع هدف‌ها را برای هر سهم در جدول شماره ۵ نمایش داده‌ایم.

جدول (۵) بدترین، بهترین و مقدار متوسط تابع هدف‌ها در مجموع جواب‌های پاراتو به دست آمده

نماد سهام	تابع هدف‌ها	دقت	بازدهی	ریسک
اخابر	بدترین	0.6281	%-8.9894	-390.0551
	متوسط	0.0510	%-1.2059	-34.4949
	بهترین	0.0019	%16.4223	475.0194
فملی	بدترین	6.4261	%-20.0663	-797.6994
	متوسط	1.5310	%-9.0251	-294.2607
	بهترین	0.0489	%1.8292	31.9948
ستران	بدترین	0.0523	%9.9907	67.3170
	متوسط	0.0089	%12.1337	659.5115
	بهترین	0.0010	%15.5733	1260.7161
شاراک	بدترین	0.0086	%-3.2312	-33.9239
	متوسط	0.0014	%3.2164	77.3914
	بهترین	0.0004	%14.3265	242.0479
شبه‌رن	بدترین	0.0007	%20.9460	157.1829
	متوسط	0.0004	%39.2596	1940.7985
	بهترین	0.0003	%48.3497	4163.4207
فباهنر	بدترین	0.0037	%-21.2119	-1831.0971
	متوسط	0.0009	%-6.6812	-215.9531
	بهترین	0.0004	%12.3081	664.5386
فولاد	بدترین	0.0006	%-9.2729	-583.3599
	متوسط	0.0004	%-2.7305	-222.5782
	بهترین	0.0002	%5.4729	301.2802
وبشهر	بدترین	0.0005	%-0.0810	-8.0972
	متوسط	0.0004	%4.0338	403.3811
	بهترین	0.0003	%10.5723	1057.2337

حال در این قسمت به بررسی فرضیه های خود می پردازیم:

### ۵-۱- نتایج آزمون فرضیه اول

همان طور که قبلا اشاره شد در فرض اول ادعا شده بود با تنظیم پارامتر کردن اندیکاتور های تحلیل تکنیکال می توان دقت پیش بینی ها و در نتیجه بازدهی حاصل از سرمایه گذاری را افزایش داد. برای آزمون کردن این ادعا، بازدهی متوسط سیستم معاملاتی معرفی شده در این مقاله را برای کلیه هشت سهم با بازدهی متوسط روش خرید و نگهداشت<sup>۳۲</sup> مقایسه کردیم. در روش خرید و نگهداشت، سهم را برای مدت زمان مشخصی خریداری کرده و تنها در صورت پایان یافتن این مدت زمان مبادرت به فروش آن می کنیم. همان طور که از جدول ۶ و از ستون های دو و چهار آن مشهود است، در مجموع بازدهی حاصل از سرمایه گذاری در سیستم معرفی شده بالاتر از روش خرید و نگهداشت است به طوری که بازدهی متوسط از روش خرید و نگهداشت برابر با ۲٫۹۳٪ و بازدهی متوسط حاصل از سیستم معاملاتی پیشنهاد شده در این مقاله ۴٫۸۸٪ است که نشان دهنده عملکرد بهتر سیستم معرفی شده و تاثیر تنظیم پارامتر اندیکاتور های تحلیل تکنیکال بر بازدهی سرمایه گذاری است.

جدول (۶) مقایسه بازدهی حاصل از روش های مختلف

خرید و نگهداشتن	استفاده از پارامتر های معمول بازار	با تنظیم پارامتر اندیکاتور های تکنیکال	نماد سهم
%-8.1244	%-5.7486	%-1.2059	اخبر
%-24.6914	%-19.3064	%-9.0251	فملی
%12.6072	%8.1356	%12.1337	ستران
%-13.3428	%-13.3428	%3.2164	شراک
%41.6342	%0.0000	%39.2596	شبهرن
%-18.311	%0.0000	%-6.6812	فباهر
%-7.6298	%-7.6298	%-2.7305	فولاد
%-5.5935	%0.0000	%4.0338	وبشهر

### ۵-۲- نتایج آزمون فرضیه دوم

در فرضیه دوم فرض بر این شد که با تنظیم پارامتر کردن اندیکاتور های تحلیل تکنیکال می توان بازدهی حاصل از سرمایه گذاری را نسبت به زمانی که از پارامتر های معمول در بازار استفاده می شود، افزایش داد. برای آزمون این فرض و نشان دادن ضرورت تنظیم پارامتر کردن پارامتر های اندیکاتور های تحلیل تکنیکال، سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی را با داده های مربوط به اندیکاتور های تحلیل تکنیکالی که پارامتر های آن ها از قبل مشخص بود آموزش داده و نتایج حاصل را با الگوریتم و سیستم پیشنهادی خود مقایسه کردیم. مقادیر عددی این پارامتر ها با توجه به مقادیر معمول در بازار سرمایه و مقادیری که دیگر محققین در پژوهش های

خود از آن بهره برده بودند [۲۵ و ۱۰]، تعیین شد. نتایج مقایسات در جدول ۶ و در ستون های دو و سه قابل مشاهده است. طبق نتایج به دست آمده بازده متوسط حاصل در کلیه سهم ها در روشی که از پارامتر های معمول در بازار استفاده می کند برابر  $4,74\%$  - که از بازدهی متوسط  $4,88\%$  الگوریتم پیشنهادی کمتر است. برای مقایسه بهتر نتایج الگوریتم پیشنهادی با دو روش دیگر، نتایج در نمودار ۱ به نمایش در آمده اند. همان طور که از این نمودار مشخص است، الگوریتم پیشنهادی در اکثر موارد بهتر از دو روش دیگر عمل کرده و در مجموع قوی تر و موثر تر از دو روش دیگر است.



نمودار (۱) مقایسه بازدهی حاصل از روش های مختلف

## ۶- نتیجه گیری و بحث

همان طور که از قبل قابل پیش بینی بود، وقتی اندیکاتور های تحلیل تکنیکال را تنظیم پارامتر می شوند نسبت به حالتی که از پارامتر های معمول و از پیش تعیین شده در بازار استفاده می شود [۲۵ و ۱۰]، نتایج بهتری حاصل خواهد شد. در مقایسه این دو حالت به طور متوسط  $9,61\%$  بازدهی حاصل از الگوریتم پیشنهادی بیش تر بوده، که نشان دهنده ضرورت تنظیم پارامتر کردن اندیکاتور های تکنیکال است. همچنین نتایج نشان می دهند که الگوریتم و سیستم معاملاتی ارائه شده از کارایی نسبتاً خوبی نسبت به روش خرید و نگهداشت برخوردار هستند.

در این پژوهش برخلاف پژوهش های پیشین سعی بر آن شده که پارامتر های اندیکاتور های تحلیل تکنیکال قبل از استفاده به منظور پیش بینی تغییرات قیمت سهام، تنظیم پارامتر شده تا بازدهی حاصل از سرمایه گذاری افزایش و ریسک سرمایه گذاری کاهش یابد. همان طور که اشاره شد، با استفاده از تنظیم پارامتر اندیکاتور های تحلیل تکنیکال توانستیم بازدهی حاصل از سرمایه گذاری در هشت سهم مورد بررسی را به

صورت چشم‌گیری افزایش دهیم که این موضوع موید مزیت روش پیشنهادی نسبت به روش‌های پیشین مانند سازکار معاملاتی پیشنهادی توسط تیکسیرا<sup>۳۳</sup> و همکاران [۱۰] و نیز کانتاوات<sup>۳۴</sup> و همکاران [۲۵] است. این گروه از محققین صرفاً با استفاده از پارامترهای از قبل تعیین شده به پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام پرداخته و اثر متقابل بین این پارامترها را نادیده گرفتند، اما این پژوهش به درستی ضرورت انجام تنظیم پارامتر پیش از پیش‌بینی را نشان داد.

به طور کلی نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که با استفاده از تحلیل تکنیکال و به کارگیری یک روش فراابتکاری مناسب به منظور جستجو و پیدا کردن بهترین پارامترهای اندیکاتورهای تکنیکال می‌توان دقت پیش‌بینی‌ها و مقدار بازدهی حاصل از این پیش‌بینی‌ها که توسط الگوریتم‌های ابتکاری و فراابتکاری هم‌چون سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی حاصل می‌شوند را افزایش داد. به منظور انجام مطالعات آتی پیشنهاد می‌شود که از اندیکاتورهای تکنیکال دیگری نیز به منظور پیش‌بینی دقیق‌تر تغییرات قیمت و افزایش بازدهی حاصل از خرید و فروش سهام بهره‌گرفته شود و با از ترکیبی از تحلیل تکنیکال و تحلیل بنیادی به منظور پیش‌بینی بهتر بهره‌برداری شود. همچنین می‌توان علاوه بر تابع هدف‌های استفاده شده در این پژوهش از تابع هدف‌های دیگر هم‌چون قدرت نقد شوندگی، بازدهی کوتاه مدت و بلند مدت به منظور ایجاد سازوکار معاملاتی بهتر بهره‌برد. به عنوان پیشنهادی دیگر می‌توان از معیارهای دیگری برای اندازه‌گیری ریسک استفاده کرد و مقدار حساسیت مدل پیشنهادی نسبت به معیارهای مختلف ریسک را سنجید. همچنین توسعه می‌شود که عملکرد الگوریتم‌های دیگری همچون شبکه‌های عصبی، بردار پشتیبان ماشین، الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی و ... به منظور پیش‌بینی تغییرات قیمتی آینده سهام مطالعه گردند. به عنوان پیشنهاد پایانی توصیه می‌شود که به منظور تطابق بیش‌تر سیستم معاملاتی پیشنهادی با دنیای واقعی، کارمزد خرید و فروش و سود تقسیمی به هر سهم در محاسبات منظور گردد.

### فهرست منابع

- \* افشار کاظمی، محمد علی؛ خلیلی عراقی، مریم؛ سادات کیایی، احمد (۱۳۹۱). «انتخاب سبد سهام در بورس اوراق بهادار تهران با تلفیق روش پوششی داده‌ها و برنامه ریزی آرمانی»، نشریه دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، دوره ۵، شماره ۱۳، ص. ۴۹-۶۳.
- \* درخشان، مجتبی؛ گل مکانی، حمیدرضا؛ حنفی زاده، پیام (۱۳۹۱). «رویکردی فراابتکاری برای انتخاب سبد سهام با اهداف چندگانه در بورس اوراق بهادار تهران»، نشریه بین‌المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید، دوره ۲۳، شماره ۳، ص. ۳۱۸-۳۳۱.
- \* عباسی، ابراهیم؛ ابوالی، مهدی؛ سربازی، مهدی (۱۳۹۱). «انتخاب سبد سهام بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک NGS-II»، نشریه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، دوره ۳، شماره ۱۰، صفحه ۴۰-۲۳.
- \* خدامردی، سعید؛ ترابی گودرزی، محمد، راعی عزآبادی، محمد ابراهیم (۱۳۹۲). «رویکرد دو مرحله‌ای ریاضی در بهینه‌سازی سبد سهام»، نشریه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، دوره ۴، شماره ۱۴.

- \* Brock, William & Lakonishok, Josef & LeBaron, Blake (1992). "Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns", *Journal of Finance*, VOL. 47, NO. 5, pp. 1731–1764.
- \* Gencay, Ramazan (1998). "The predictability of security returns with simple technical trading rules", *Journal of Empirical Finance*, VOL. 5, NO. 4, pp. 347–359.
- \* Hsu, Po-Hsuan & Kuan, Chung-Ming (2005). "Reexamining the profitability of technical analysis with data snooping checks (2005)." ,*Journal of Financial Econometrics*, VOL. 3, NO. 4, pp. 606–628.
- \* Kestner, Lars (2003). "Quantitative trading strategies: harnessing the power of quantitative techniques to create a winning trading program". McGraw-Hill Professional.
- \* Pardo, Robert (2008). "The Evaluation and Optimization of Trading Strategies", John Wiley and Sons, volume 314.
- \* Teixeira, Lamartin Almeida & de Oliveira, Adriano Lorena Inacio (2010). "A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification", *Journal of Expert Systems with Applications*, VOL. 37, NO. 10, pp. 6885–6890.
- \* C. Briza, Antonio & C. Naval Jr, Prospero (2011). "Stock trading system based on the multi-objective particle swarm optimization of technical indicators on end-of-day market data", *Journal of Applied Soft Computing*, VOL. 11, NO. 1, pp. 1191–1201.
- \* M.J. Pring (1991). "Technical analysis explained: The successful investor's guide to spotting investment trends and turning points", McGraw-Hill.
- \* Skabar, Andrew & Cloete, Ian (2002). "Neural networks, financial trading and the efficient markets hypothesis", *Proceedings of the twenty-fifth Australasian conference on Computer science*, Australian Computer Society, Inc., Darlinghurst, Australia, VOL. 4, pp. 241–249.
- \* Fernandez-Rodriguez, Fernando & Gonzalez-Martel, Christopher & Sosvilla-Rivero, Simon (2001). "Optimisation of technical rules by genetic algorithms: Evidence from the madrid stock market", *Fundacion de Estudios de Economia Aplicada*.
- \* L. Lin & L. Cao & J. Wang & C. Zhang (2004), "The applications of genetic algorithms in stock market data mining optimisation", in: A. Zanasi, N. Ebecken, C. Brebbia (eds.), *Data Mining V: Data Mining, Text Mining and their Business Applications (DATA MINING 2004)*, WIT Press, Southampton, Boston, pp. 448.
- \* de la Fuente, David & Garrido, Alejandro & Laviada, Jaime & Gomez, Alberto (2006). "Genetic algorithms to optimise the time to make stock market investment", *Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, ACM Press, New York, NY, USA, pp. 1857-1858.
- \* Li, Jin & P. K. Tsang, Edward (1999). "Improving technical analysis predictions: An application of genetic programming", *Proceedings of the Twelfth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*, AAAI Press, Orlando, Florida, USA.
- \* Egeli, B & Ozturan, M & Badur, B. (2003), "Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks", *Proceedings of the 3rd Hawaii International Conference on Business*, Hawaii, USA.
- \* Li, Jin & Taiwo, S (2006). "Enhancing financial decision making using multi-objective financial genetic programming", in: *Proc. of 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC'06)*, Sheraton Vancouver Wall Centre, Vancouver, BC, Canada.
- \* Abraham, Ajith & Grosan, Crina & Han, Sang Yang & Gelbukh Alexander (2005). "Evolutionary multiobjective optimization approach for evolving ensemble of intelligent paradigms for stock market modeling", in: *Lecture Notes in Computer Science, 4th Mexican International Conference on Artificial Intelligence (MICAI'05)*, Springer Verlag, Germany, vol. 3789, pp. 673-681.
- \* Fernandez, A & Gomez, S (2007). "Portfolio selection using neural networks", *Computers and Operations Research*, VOL. 34, NO. 13, pp. 5001-5006.

- \* Kendall, G & Su, Y (2001). "A particle swarm optimization approach in the construction of optimal risky portfolios", 23rd IASTED International Multiconference, Artificial Intelligence and Applications.
- \* Diosan, L (2005). "A multi-objective evolutionary approach to the portfolio optimization problem", in: CIMCA '05: Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce Vol-2 (CIMCA-IAWTIC'06), IEEE Computer Society, Washington, DC, USA.
- \* Armananzas, R & Lozano, J. A. (2005). "A multi objective approach to the portfolio optimization problem", in: Proceedings of the 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2005), vol. 2, IEEE Press.
- \* Kantavat, Pittipol & Kijirikul, Boonserm (2008). "Combining technical analysis and support vector machine for stock trading", Eighth International Conference on Hybrid Intelligent Systems, pp. 915-918.
- \* Cheng, Ching-Hsue & Wei, Liang-Ying & Liu, Jing-Wei & Chen Tai-Liang (2013). "OWA-based ANFIS model for TAIEX forecasting", Economic Modelling, VOL. 30, pp. 442-448.
- \* Wilder, J.W. (1978). "New concepts in technical trading systems", Trend Research Greensboro, North Carolina.
- \* Eberhart, Russell & Kennedy, James (1996). "A new optimizer using particle swarm theory", Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science, pp. 39-43.
- \* Kennedy, James & Eberhart, Russell (1995). "Particle swarm optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 1942-1948, (1995).
- \* Wang, Xianpeng & Tang, Lixin (2012). "A discrete particle swarm optimization algorithm with self-adaptive diversity control for the permutation flowshop problem with blocking", Applied Soft Computing, VOL. 12, NO. 2, pp. 652-662.
- \* A. Coello Coello, Carlos & Pulido, Gregorio Toscano & Lechuga, Maximino Salazar (2004). "Handling Multiple Objectives With Particle Swarm Optimization", IEEE Transactions On Evolutionary Computation, VOL. 8, NO.3, pp. 256-279.
- \* Lotfzadeh, A (1965). "Fuzzy sets", Information and Control, VOL. 8, pp. 338-353.
- \* Mamdani, EH (1976). "H. Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controllers", International Journal of Man-Machine Studies, VOL.8, pp. 669-678.
- \* Takagi, T., & Sugeno, M. (1983). "Derivation of fuzzy control rules from human operator's control actions", In Proceeding the IFAC symposium on fuzzy information, knowledge representation and decision analysis, pp. 55-60.
- \* Jang, J. R. (1993). "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, VOL. 23, NO. 3, pp. 665-685.
- \* Tehran Securities Exchange Technology Management Co., <http://www.tsetmc.com/loader.aspx?ParTree=111C1113>.

## یادداشت‌ها

- <sup>1</sup> fundamental
- <sup>2</sup> Pring
- <sup>3</sup> Skabar and Cloete
- <sup>4</sup> Fernandez-Rodriguez et al
- <sup>5</sup> Lin et al
- <sup>6</sup> De al Fuente et al
- <sup>7</sup> Fukumoto and Kita
  
- <sup>9</sup> Antonio and Prospero
- <sup>10</sup> Technical
- <sup>11</sup> Exponential moving average
- <sup>12</sup> Bolinger Bands
- <sup>13</sup> Relative Strength Index
- <sup>14</sup> Wells Wilder
- <sup>15</sup> Average of all Up price moves
- <sup>16</sup> Average of all Down price moves
- <sup>17</sup> Rate of Change
- <sup>18</sup> Particle Swarm Optimization
- <sup>19</sup> Eberchart and Kennedy
- <sup>20</sup> Wang and Tang
- <sup>21</sup> Pareto optimal
- <sup>22</sup> Multi Objective Particle Swarm Optimization
- <sup>23</sup> Carlos
- <sup>24</sup> Roulette wheel
- <sup>25</sup> Zadeh
- <sup>26</sup> Mamdani
- <sup>27</sup> Takagi-Sugeno
- <sup>28</sup> Tsukamoto
- <sup>29</sup> Jang
- <sup>30</sup> Adaptive Network-based Fuzzy Inference System
- <sup>31</sup> Sharpe Ratio
- <sup>32</sup> Buy & Hold
- <sup>33</sup> Teixeira
- <sup>34</sup> Kantavat

<sup>4</sup> مفهوم جواب پاراتو به تفصیل در بخش ۵ توضیح داده شده است.