



فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری  
دوره ۱۲ / شماره ۳ (پیاپی ۴۷) / پائیز ۱۴۰۲  
صفحه ۱۱۳ تا ۱۳۴

## ارائه مدل ترکیبی فراابتکاری در بازار فارکس برای بهینه‌سازی راهبردهای سرمایه‌گذاری مبتنی بر پیش‌بینی روند بازار

علیرضا صادقی

دانشجوی دکتری مالی - بین‌الملل گروه مدیریت مالی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

مهرداد معدنچی زاج

استادیار گروه مدیریت مالی، دانشکده مدیریت، واحد الکترونیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

امیر دانشور

استادیار، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت، واحد الکترونیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۹۹/۰۷/۰۸ تاریخ پذیرش: ۹۹/۰۸/۱۴

### چکیده

تعیین استراتژی مناسب برای خرید یا فروش در بازار ارز خارجی برای شرکت‌ها به منظور پوشش نوسانات نرخ ارز نسبت به واحد پول ملی اهمیت زیادی دارد. این تحقیق رویکرد جدیدی را بر اساس الگوریتم‌های ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان به منظور معامله در بازار ارز خارجی را پیشنهاد می‌دهد. در این تحقیق، یک الگوریتم جدید با قابلیت تولید قواعد تکنیکال برای سرمایه‌گذاری مبتنی بر قطعیت پیش‌بینی‌ها ارائه شده است. برای پیش‌بینی، از ترکیب الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ترکیبی (HSVM) برای طبقه‌بندی بازار در سه کلاس مختلف ( روند صعودی، روند نزولی، بدون روند) و یک الگوریتم پویای ژنتیک برای بهینه‌سازی قواعد معاملاتی مبتنی بر چندین شاخص تکنیکال مختلف استفاده شده است. داده‌های جفت ارز ریال به دلار، در یک بازه زمانی بین سال‌های ۹۲ تا ۹۸ به عنوان داده‌های آموزش و آزمون استفاده می‌شود. معماری پیشنهادی برای یادگیری ماشینی، همچنین پیاده‌سازی و مطالعه سیستم معاملاتی پیشنهادی به‌طور کامل شرح داده شده است. تحقیق، نتایج امیدوارکننده‌ای را در طول دوره آزمون نشان می‌دهد که در آن بازده سرمایه‌گذاری ۱۲۹ درصد بوده است

**واژه‌های کلیدی:** شاخص تکنیکال، ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم ژنتیک، استراتژی معاملاتی.

## ۱- مقدمه

نرخ ارز و نوسانات آن یکی از عمده مسائل بخش خارجی یک اقتصاد می‌باشد. در قراردادهای و مبادلات بین‌المللی توانایی در پیش‌بینی صحیح نرخ‌های ارز می‌تواند ریسک ناشی از نوسانات ارز را کاهش دهد. در سال‌های اخیر به کارگیری روش‌های هوش مصنوعی از جمله شبکه عصبی مصنوعی در بازارهای مالی و سرمایه‌گذاری به جای روش‌های کمی و مرسوم رو به افزایش بوده و عملکرد بهتری را نسبت به آن‌ها ارائه کرده است. امروزه نرخ ارز و سیستم مناسب ارزی یکی از محورهای اصلی سیاست‌های اقتصاد کلان محسوب می‌شود. از آنجا که بخش اعظم درآمد ایران ناشی از فروش نفت است که به دلار محاسبه می‌شود، لذا تغییرات نرخ ارز تأثیر زیادی در مسائل اقتصادی ایران از قبیل صادرات، واردات، توزیع درآمد و سایر متغیرهای کلان اقتصادی دارد. بازار ارز خارجی، بازاری جهانی برای معاملات ارزی بوده است و این در حالی است که نقد شونده‌ترین بازار مالی بین‌المللی می‌باشد. بازار ارز خارجی (Foreign Exchange Market) توسط بانک‌های مرکزی، شرکت‌های بازرگانی، صندوق‌های پوششی و شرکت‌های سرمایه‌گذاری و سرمایه‌گذاران ایجاد شده است. بازار ارز خارجی بزرگترین بازار مالی با بیش از ۶/۶ تریلیون دلار حجم معاملات روزانه تا آوریل ۲۰۱۹ براساس گزارش بانک تسویه بین‌المللی BIS می‌باشد. فارکس بازاری به صورت ۲۴ ساعته بوده که امروزه با بهره‌گیری از تکنولوژی، محدودیت‌ها از بین رفته و سرمایه‌گذاری در تمام بورس‌های جهان برای تمامی افراد میسر شده است. با استفاده از تکنولوژی و اینترنت تمامی افراد می‌توانند قیمت‌های لحظه‌ای ارز را مشاهده و در آن سفارش خرید یا فروش ثبت نمایند. دلار آمریکا از دیر باز بیشترین ارز قابل معامله می‌باشد به‌نحویکه ۸۵ درصد معاملات ارز را به خود اختصاص داده است و در مقام دوم یورو که سهم آن از معاملات بازار ارز ۳۹ درصد و در مقام سوم یین ژاپن با سهم ۱۹ درصدی می‌باشد. با توجه به مطالعات انجمن گرین ویچ<sup>۱</sup> ۲۰۱۸، سیتی‌گروپ و جی‌پی مورگان کیس، بزرگترین بانک‌ها در انجام معاملات بازار ارز خارجی یا فارکس می‌باشند. به‌طوریکه بیش از ۳۰ درصد سهم بازار را در اختیار دارند. بانک‌های یو-سی-اس، دوپچه بانک، گلد من ساکس به ترتیب تا مقام پنجم را در بازار ارز خارجی به خود اختصاص داده‌اند.

بازار فارکس مکان مرکزی سازمان یافته‌ای ندارد، در این بازار معاملات ارزی از طریق کامپیوتر و تلفن از جای جای مختلف این کره خاکی انجام می‌شود. تا سال ۱۹۹۸ این بازار به بانک‌ها و موسسات بزرگ اختصاص داشت که به خرید و فروش ارزهای مختلف بین خودشان به منظور کسب سودهای عظیم اقدام می‌نمودند.

فارکس، خرید یک ارز و فروش ارز دیگر در یک بازار over the counter (بازاری که مکان فیزیکی ندارد) می‌باشد که ارزها به صورت جفتی معامله می‌شوند. مانند (USD/EUR). حجم عظیمی از این معاملات ارزی به جای نقل و انتقال واقعی ارز، از طریق بدهکار و بستانکار کردن حساب‌های بانکی انجام می‌شود. با توجه به اینکه همه ملل بسوی جهانی سازی اقتصاد پیش می‌روند و همه فعالیت‌های اقتصادی نهایتاً باید به پول برگردانده شوند. فعالیت این بازار ادامه خواهد یافت و هرگز متوقف نمی‌شود!

صرف‌نظر از متقاضیان ارزهای خارجی اعم از اشخاص، بازرگانان و شرکتها که به‌منظور انتقال سرمایه، تبادل کالا و گردشگری نیاز به تبدیل ارزها دارند، گروهی نیز به انگیزه سرمایه‌گذاری و سفته‌بازی و کسب سود در این

<sup>1</sup> Greenwich Associates 2018

بازار به معامله‌گری می‌پردازند. در هر صورت تمام معاملات در بازار فارکس، بازار زوج مبادله ارزش‌هاست. به بیان دیگر، یک ارز با ارز دیگر مبادله می‌شود که در آن فرصت‌های سودآور آربیتراژی وجود دارد. تمام سود یا زیان ناشی از معامله در بازار فارکس متوجه سرمایه‌گذار است، اگر معامله سرمایه‌گذار با استفاده از اعتبار اهرمی به سود منجر شود تمام سود متعلق به سرمایه‌گذار (معامله‌گر) خواهد بود و اگر به زیان منجر شود ضرر معامله کلاً از محل سرمایه (اولیه) معامله‌گر کسر می‌شود تا جایی که ممکن است ضرر معامله به اندازه کل سرمایه معامله‌گر شود، در این حال معامله به‌طور خودکار از طرف کارگزار بسته می‌شود و معامله‌گر نیز کل سرمایه خود را از دست می‌دهد. به لحاظ نظری زیان اکثریت معامله‌گران در بازار فارکس اجتناب‌ناپذیر است. اما این امر لزوماً به از دست دادن کل سرمایه منجر نمی‌شود. به عبارت دیگر، وجود اعتبار اهرمی به نحو فوق موجب می‌شود که معاملات به از دست دادن کل سرمایه منجر شود و برخی آمارهای مرتبط حاکی از آن است که ۹۰ تا ۹۵ درصد معامله‌گران سفته باز فقط طی شش ماه تا یکسال، کل سرمایه خود را در این بازار از دست می‌دهند. (دراکلن، ۲۰۰۸) دلیل زیان معامله‌گران در این بازار نداشتن اطلاعات بنیادین و تکنیکال، عدم آگاهی از مدل‌های ریاضی و آماری و عدم کنترل احساسات و عواطف از سویی و استفاده از اعتبار اهرمی که از یک تا ۱۰۰ برابر سرمایه یا حتی در پاره‌ای موارد، بیشتر مورد استفاده این گروه از معامله‌گران قرار می‌گیرد. از سوی دیگر موجبات زیان آنها را فراهم می‌سازد، زیرا پر واضح است که استفاده از اعتبار بالا و انجام دادن معاملات با مارجین (سرمایه احتیاطی نزد کارگزار جهت انجام معاملات) در بازارهای نوسانی احتمال شکست و از دست دادن سرمایه را بسیار بالا خواهد برد.

در این تحقیق به دنبال این هستیم تا به سئوالات ذیل پاسخ دهیم:

- چه تکنیکی برای پیش‌بینی نرخ ارز در مقابل ریال مناسب است؟
  - چگونه می‌توان با انتخاب استراتژی‌های معاملاتی مناسب بالاترین بازدهی را بدست آورد؟
- دو رویکرد نسبت به پیش‌بینی نرخ ارز وجود دارد. رویکرد اول رویکرد بنیادی است که پیش‌بینی نرخ ارز را بر اساس دیگر متغیرهای اقتصادی انجام می‌دهد. رویکرد دوم، رویکرد تکنیکال است که بدون توجه به سایر متغیرهای اقتصادی، فقط از رفتار گذشته نرخ ارز برای پیش‌بینی روند آتی آن استفاده می‌کند. علت توسعه مدل‌سازی تکنیکال، ناکامی مدل‌های بنیادی در توضیح و پیش‌بینی نرخ ارز در کوتاه مدت است.

## ۱-۱- انواع تحلیل در بازار ارز

### ۱-۱-۱ تحلیل بنیادی:

تحلیل عوامل خرد و کلان در حوزه‌ی بازارهای سهام و کالا در سطوح مشخصی انجام می‌گیرد. در سطح شرکت‌ها، شامل بررسی صورت‌های مالی، مدیریت کسب و کار شرکت‌ها، ترکیب سهامداران، تحلیل رقبا و ... می‌باشد. تجزیه و تحلیل بنیادی شامل بررسی شاخص‌های کلان اقتصادی از قبیل نرخ تورم، تولید ملی، نرخ بهره، سود سهام، نرخ بیکاری، نرخ رشد اقتصادی و سیاست‌های پولی و مالی دولت و سایر نهادهای تاثیرگذار بر قیمت دارایی است که تحلیل‌گر با بررسی آنها به پیش‌بینی قیمت‌های آتی دارایی می‌پردازد. به عبارت دیگر در تحلیل بنیادی، متغیرهای

اقتصادی مختلف و تاثیر این متغیرها بر قیمت دارایی مورد بررسی قرار می‌گیرد. (سینایی و همکاران، ۱۳۸۴) مهمترین متغیرهایی که در مدل‌های اقتصادی متعارف به عنوان متغیرهای بنیادی اقتصادی تعیین کننده نرخ تورم در نظر گرفته می‌شود عبارت است از عرضه پول، درآمد ملی، نرخ تورم، نرخ بهره. در سطح صنعت این تحلیل، شامل بررسی فشارهای عرضه و تقاضای کنونی و آینده برای کالاهای هدف است. دامنه این مطالعات برای بررسی کلی بازار می‌تواند به داده‌های اقتصادی کلان که مسیر رشد اقتصادی برای آینده اقتصادی را رقم می‌زنند، گسترش می‌یابد که مشخص کننده کلی‌ترین سطح تحلیل است. تحلیل بنیادی برای وضعیت سهام و کالاهایی نظیر فلزات گرانبها و انرژی شامل بررسی شاخص‌های بنیادین اقتصادی جهان و ایران می‌باشد. اصلی‌ترین این شاخص‌ها عبارت است از: شاخص قیمت مصرف کننده (CPI)، تولید ناخالص داخلی (GDP)، شاخص‌های اشتغال، نرخ بیکاری. تحلیل‌گران بنیادین برای پیش‌بینی حرکات قیمت مجموعه‌ی عوامل ذکر شده را به هدف کشف انحراف احتمالی قیمت جاری از ارزش ذاتی و تصمیم‌گیری برای خرید یا فروش تلفیق می‌کنند. اگر ارزش ذاتی محصول برابر قیمت جاری نباشد، از نظر تحلیل‌گران بنیادین محصول مالی مورد نظر بیشتر یا کمتر از بهای خود ارزش‌گذاری شده است و قیمت بازاری آن در نهایت به سمت ارزش ذاتی میل خواهد کرد. بنیادگراها به رهنمودهای طرفداران نظریه تصادفی اعتنا نکرده و معتقدند که ساختار بازارها غیر کارآمد هستند و با اعتقاد به اینکه قیمت‌ها بازتاب صحیحی از اطلاعات موجود نیستند با مشاهده اختلاف بین قیمت و ارزش ذاتی بروی محصولات مالی سرمایه‌گذاری می‌کنند.

## ۲-۱-۱- تحلیل تکنیکال

تحلیل تکنیکال بر پایه‌ی بررسی حرکات قیمت در گذشته، نوسانات آینده‌ی قیمت را پیش‌بینی می‌کند. پیش-بینی‌های تحلیل تکنیکال مانند پیش‌بینی‌های هواشناسی منجر به نتایج قطعی نمی‌شوند. در عوض تحلیل تکنیکال در راستای تحقق هدف مذکور از مجموعه وسیعی از نمودار قیمت استفاده می‌شود. ارائه نظریه داو بر اساس دست‌نوشته‌های آقای چارلز داو در اواخر قرن نوزدهم سنگ بنای تحلیل تکنیکال مدرن را پایه‌ریزی کرد. (مورفی، جان، ۱۳۹۸، چاپ پانزدهم، تهران، نشر چالش)

دو نوع شاخص اصلی در تحلیل تکنیکال وجود دارد:

۱- اندیکاتورها (روندها)

۲- اوسیلاتورها (نوسانگرها)

اندیکاتورها: اندیکاتورها برای درک بهتر روند قیمت‌ها استفاده می‌شوند. شاخص‌های روند نقاط ورود یا خروج از دارایی را نمایش می‌دهند. به عبارت دیگر نقطه ورود، زمانی که قیمت در حال افزایش است و یا نقطه خروج، زمانی که قیمت در حال کاهش می‌باشد. نوسانگرها: پیش‌بینی کننده تغییرات لحظه‌ای روی رفتار دارایی می‌باشند و قادر به سنجش قدرت و سرعت جهت‌گیری روند قیمت می‌باشند. در جدول (۱) شاخص‌های روندی و نوسانگرهای مورد استفاده ارائه شده است. (مهدی پور، علیرضا، ۱۳۹۸، چاپ اول، نشر آراد)

جدول (۱) - شاخص‌های تکنیکال استفاده شده

نوع شاخص	شرح شاخص	روش محاسبه	نماد شاخص
نوسانگر (اوسیلاتور)	RS میانگین ۱۴ روزه قیمت‌های پایانی روزهای مثبت به میانگین ۱۴ روزه قیمت‌های پایانی روزهای منفی	$100 \times (1 - \frac{1}{RS})$	RSI
نوسانگر (اوسیلاتور)	درصد تفاوت از شاخص RSI	$\frac{RSI_t - EMARSI_t}{EMARSI_t}$	PD_RSI
روند (اندیکاتور)	درصد تفاوت میانگین متحرک نمای از قیمت‌های جاری است	$\frac{Current Price - EMA}{EMA} \%$	PD_EMA
نوسانگر (اوسیلاتور)	اختلاف بین دو میانگین متحرک نمای حاصل از قیمت‌های پایانی ۱۲ روزه و ۲۶ روزه است.	EMA(Close,12)-EMA(Close,26)	MACD
نوسانگر (اوسیلاتور)	Close قیمت پایانی روز و Low حداقل قیمت و High حداکثر قیمت و SMA میانگین ساده متحرک و N دوره زمانی مورد نظر	$K\% = (Close - \text{Min}(\text{Low}(K\%)) / \text{Max}(\text{High}(K\%)) - \text{Min}(\text{Low}(K\%))) * 100$ $\%D = \text{SMA}(\%K, N)$	STOC

## ۲- مروری بر تحقیقات انجام شده

### الف - خارجی

تحقیقات انجام شده در بازار ارز خارجی با استفاده از روش‌های ترکیبی استراتژی‌های مختلف برای پشتیبانی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی در بازار ارز خارجی نتایج امیدوارکننده‌ای را نشان می‌دهد. از طرفی رویکردهای متفاوتی از استراتژی‌های محاسبات تکاملی، و الگوریتم‌های یادگیری ماشینی وجود دارند که شامل شبکه عصبی، الگوریتم‌های ژنتیک و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان می‌باشند.

با توجه به رویکردهای گسترده‌تری که فقط مبتنی بر الگوریتم‌های ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان نبوده است، یائو و تنال، شواهد تجربی را در خصوص یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز خارجی با استفاده از سری زمانی مختلف و شاخص‌های تکنیکال تحت قواعد مشخصی در نرخ‌های ارز خارجی ارائه دادند. ایوان و همکاران بر پیش‌بینی مبادلات روزانه بازار تمرکز داشتند و تحقیقات آن‌ها برای ارائه راه‌حل‌های ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک متمرکز بود. (بارک، اورین، ۲۰۰۷). سرمپینیس و همکاران (۲۰۱۵) با ترکیب رگرسیون بردار پشتیبان و الگوریتم ژنتیک مدلی را برای پیش‌بینی و معامله نرخ جفت ارزهای یورو به دلار و یورو به ین ژاپن و یورو به پوند ارائه کردند و در این تحقیق نشان دادند بهینه‌سازی با مدل ترکیبی RG-SVR توانمندی بالای در پیش‌بینی نسبت به سایر الگوریتم‌های سنتی تنها دارد. دنگ و ساکورایی (۲۰۱۳) از الگوریتم ژنتیک برای ایجاد قواعد معاملاتی با استفاده از شاخص تکنیکال RSI در چارچوب‌های زمانی مختلف استفاده کردند. آن‌ها با استفاده از نرخ جفت ارز یورو به دلار برای سال ۲۰۱۱ استفاده کردند و نتایج بدست آمده بر اساس استراتژی‌های مختلف معاملاتی بهترین بازدهی ۱۳۸۷ پیپ را بدست آوردند. هیرابایاشی و همکاران (۲۰۰۹) بروی ایجاد قواعد معاملاتی

بر اساس شاخص‌های تکنیکال در زمان معاملات به جای پیش‌بینی قیمت متمرکز شدند. با استفاده از الگوریتم ژنتیک و با استفاده از ۳ شاخص تکنیکال برای سه جفت ارز نسبت به ین ژاپن، به بهینه‌سازی قوانین معاملاتی برای انجام معامله در بازار ارز خارجی پرداختند. نتایج نشان دادند الگوریتم ژنتیک قادر است قوانین معاملاتی سودآوری را در بازار ارز خارجی ارائه نماید. برناردو و همکاران (۲۰۱۸) با ترکیب بردار ماشین پشتیبان و الگوریتم ژنتیک نشان دادند که مدل فوق توانمندی بالاتری برای پیش‌بینی نرخ ارز دارد و براساس تحقیق انجام شده روی جفت ارز یورو به دلار مدل ترکیبی برای بهینه‌کردن استراتژی‌های معاملاتی بر اساس شاخص‌های تکنیکال در پیش‌بینی روند بازار و کسب بازده در معاملات مناسب عمل کرده است. آچاپ و همکاران (۲۰۱۷) با ترکیب تکنیک‌های رگرسیونی و الگوریتم جستجوی فاخته روی جفت ارز یورو به دلار و مجموعه دیتای تاریخی دلار به ین و یورو و پوند به عنوان دیتای آموزش چهار الگوریتم رگرسیونی، خطی چندگانه، بردار پشتیبان، حداقل مربعات جزئی و درخت رگرسیونی برای دوره ۲۰۱۴ تا ۲۰۱۶ نشان دادند که پیش‌بینی جفت ارز یورو به دلار در بازار ارز خارجی با استفاده از الگوریتم جستجوی فاخته بهتر از الگوریتم‌های رگرسیونی عمل کرده است. ماسدو و همکاران (۲۰۱۶) نشان دادند که الگوریتم ژنتیک بهتر می‌تواند نسبت تحلیل تکنیکال استراتژی‌های سرمایه‌گذاری را تعیین نماید. با استفاده از شاخص ارزیابی سود به ماکزیمم افت سرمایه و سه استراتژی خرید و فروش و بدون معامله، بازدهی را برای سه جفت ارز دلار به یورو و پوند و ین ژاپن با استفاده از الگوریتم ژنتیک و ۱۲ شاخص تکنیکال محاسبه کردند. الگوریتم ژنتیک در مقایسه با تحلیل تکنیکال برای سه بازار دلار به یورو، ین و پوند، بازدهی بالاتری را در دلار به پوند بیشتر از سایر بازارهای بدست آوردند.

جدول ۲ - خلاصه تحقیقات انجام شده

تاریخ	نوع الگوریتم مورد استفاده	شاخص ارزیابی	نتیجه	جفت ارز مورد استفاده	زمان داده‌های مورد بررسی	نتیجه بازدهی
۲۰۱۵	RG-SVR	کسب سود	مقایسه الگوهای فراابتکاری	یورو به دلار و ین و پوند	۲۰۱۲	-
۲۰۱۸	SVM-GA	ROI	پیش‌بینی بازار	یورو به دلار	۲۰۱۳-۲۰۱۵	۸۳٪
۲۰۱۳	GA	چارچوب زمانی متفاوت با شاخص RSI	مقایسه استراتژی‌های مختلف سرمایه‌گذاری	یورو به دلار	۲۰۱۱	Pips ۱۳۸۷
۲۰۰۹	ML-GA	ROI	مقایسه شبکه عصبی و خرید و نگهداری	ین به دلار و دلار استرالیا به ین و یورو به ین	۲۰۰۵-۲۰۰۸	۳۸٪
۲۰۱۶	TA-GA	سود به ماکزیمم افت سرمایه	مقایسه عملکرد ژنتیک و شاخص‌های تکنیکال	یورو به دلار و پوند و ین	۲۰۰۳-۲۰۱۰	۶۰٪
۲۰۱۷	RT's-CSA	مجموع مربعات خطا - حداکثر خطای مطلق	برتری الگوی جستجوی فاخته نسبت به الگوریتم‌های رگرسیونی	یورو به دلار	۲۰۱۴-۲۰۱۶	-

## ب - داخلی

غفاری و یوسفی، ۱۳۹۰، در پژوهشی با عنوان مدل‌سازی پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از شبکه عصبی نشان دادند یکی از روش‌های مفید برای پیش‌بینی نرخ ارز نسبت به سایر روش‌های موجود از جمله تکتینال، استفاده از شبکه عصبی است و توانمندی مناسبی برای پیش‌بینی نرخ ارز دارد. امیری و همکاران، ۱۳۹۰ سیستم معاملاتی هوشمندی را بر پایه قوانین شناخته شده تحلیل تکنیکال و استفاده از سه ابزار الگوریتم ژنتیک، منطق فازی و شبکه عصبی را در بازار سرمایه ایجاد کردند و نشان دادند که سیستم معاملاتی پیشنهادی بازدهی مناسبتری را نسبت استراتژی‌های معاملاتی خرید و نگهداری و فروش و نگهداری دارد. شاه‌حسینی و رضایی، ۱۳۹۶ به مدل‌سازی و پیش‌بینی نرخ رسمی ارز (ریال به دلار) در ایران با استفاده از مدل خود رگرسیون ARIMA همراه با عامل‌های مداخله‌ای برای سال‌های ۱۳۵۷ لغایت ۱۳۹۴ پرداختند و مدل فوق را با مدل گام‌برداری تصادفی مقایسه کردند. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که مدل خود رگرسیونی نسبت به گام‌برداری تصادفی برتری دارد. شریف مقدم و همکاران، ۱۳۹۷ در پژوهش خود نشان دادند که تکنیک شبکه عصبی چند لایه برای پیش‌بینی نرخ ارز یورو به دلار در مقابل سایر روش‌های متداول تحلیل تکنیکال و شبکه عصبی دارای عملکرد مناسبتری می‌باشد. شیرازی و نصرالهی، ۱۳۹۲، با استفاده از مدل‌های پولی در مقایسه با مدل گام تصادفی به پیش‌بینی نرخ ارز در ایران پرداختند. نتایج بدست آمده نشان داد که مدل گام تصادفی عملکرد بهتری در مقایسه با مدل‌های پولی دارد، همچنین مدل پولی فرانکل-دورنبوش قادر است پیش‌بینی بهتری را در مقایسه با مدل‌های پولی فرانکل-بیلسون، فرانکل-بیلسون و در نظر گرفتن انتظارات عقلایی و مدل فرانکل-دورنبوش با در نظر گرفتن انتظارات عقلایی ارائه دهد.

## ۳- روش تحقیق

در این پژوهش، رویکرد جدیدی برای ارائه یک سیستم معاملاتی در بازار فارکس ارائه شده است. در راستای پژوهش‌های انجام شده الگوریتم‌های ترکیبی نتایج امیدوارکننده‌ای نسبت به سایر روش‌ها دارد. لذا برای پیش‌بینی نرخ ارز از ترکیب ماشین بردار ترکیبی و الگوریتم ژنتیک برای بهینه کردن قواعد معاملاتی انتخابی که مبتنی بر ۵ شاخص تکنیکال می‌باشد با هدف رسیدن به حداکثر بازدهی استفاده شده است. طی دهه‌های اخیر، الگوریتم‌های ژنتیک به طور گسترده‌ای در حوزه وسیعی از مسائل علوم، بازرگانی و مهندسی به عنوان ابزارهای جستجو و بهینه‌یابی به کار گرفته شده‌اند. دلیل عمده موفقیت این الگوریتم‌ها قابلیت کاربرد وسیع آن‌ها، سهولت در استفاده و چشم‌انداز عمومی آن‌ها بوده است. (دب، کالیانموی، ۱۳۸۷، چاپ اول، نشر پلک) مجموعه داده کلی به دو دسته آموزش و تست تقسیم می‌شود. برای نسبت ارزی ریال به دلار مبتنی بر بازار آزاد، داده‌های روزانه مربوط به سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۵ برای آموزش و سال‌های ۱۳۹۶ تا ۱۳۹۸ برای تست سیستم تشخیص روند بازار استفاده شده است. داده‌ها از وبسایت اطلاع‌رسانی سکه و ارز ([www.tgju.org/profile/price\\_dollar\\_rl/history](http://www.tgju.org/profile/price_dollar_rl/history)) استفاده شده است.

## ۳-۱- الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM1)

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این الگوریتم نوع خاصی از مدل‌های خطی را می‌یابد که حداکثر حاشیه ابر صفحه را حاصل می‌کنند. حداکثر کردن حاشیه ابر صفحه، به حداکثر شدن تفکیک بین طبقات منجر می‌شود. به نزدیکترین نقاط آموزشی به حداکثر حاشیه ابر صفحه، بردار پشتیبان اطلاق می‌گردد. این بردارها فقط برای مشخص کردن مرز بین طبقات به کار می‌روند [شین و همکاران، ۲۰۰۵]. اگر داده‌ها به صورت خطی مجزا از هم باشند، SVM به ماشین‌های خطی برای تولید سطح بهینه‌ای که داده‌ها را بدون خطا و با حداکثر فاصله میان صفحه و نزدیکترین نقاط آموزشی (بردار پشتیبان) تفکیک کند، آموزش می‌دهد. اگر نقاط آموزشی را به صورت  $[x_i, y_i]$  و بردار ورودی  $x_i \in R^n$  تعریف کنیم و ارزش طبقه  $y_i$  را  $L = \{-1, 1\}$  و  $i = 1, \dots, L$  تعریف کنیم آنگاه در حالتی که داده‌ها به صورت خطی قابل تفکیک‌اند، قواعدی که تصمیم‌گیری باینری را تفکیک می‌کند، به صورت رابطه زیر است:

$$y = \text{sig n} \left( \sum y_i a_i (X, X) + b \right)$$

که در آن  $y$  خروجی معادله و  $y_i$  ارزش طبقه نمونه آموزشی و  $x_i$  نشان دهنده ضرب داخلی است. بردار  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  نشان دهنده یک داده ورودی و بردارهای  $x_i$  که  $i = 1, \dots, N$  بردارهای پشتیبان هستند. در رابطه \*، پارامترهای  $a_i$  و  $b$  تعیین کننده ابر صفحه هستند اگر داده‌ها به صورت خطی قابل تفکیک نباشند رابطه به رابطه ذیل تغییر می‌یابد:

$$y = \text{sig n} \left( \sum y_i a_i k(X, X) + b \right)$$

فرایند یادگیری برای ایجاد توابع تصمیم‌گیری دارای ساختاری دو لایه است. SVM از تئوری بهینه‌سازی برای طبقه‌بندی استفاده می‌کند؛ تئوری بهینه‌سازی بر اساس تئوری یادگیری آماری، خطای طبقه‌بندی را به حداقل می‌رساند. به طور معمول چهار نوع کرنل وجود دارد که در تحقیقات از آنها استفاده می‌شود ۱. کرنل خطی؛ ۲. کرنل چندجمله‌ای؛ ۳. کرنل شعاعی؛ ۴. کرنل سیگموئید (فلاح پور و همکاران، ۱۳۹۶) که در این پژوهش نیز از تابع کرنل چند جمله‌ای استفاده می‌شود. یکی از نکات بسیار مهم در استفاده از SVM تعیین پارامترهای ضریب جریمه و ضریب گام است که بر اساس پارامترهای پیش فرض متلب تعیین شده است.

## ۳-۲- الگوریتم ژنتیک (GA)

یکی از مشهورترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای حل مسائل پیچیده با فضای حل وسیع است. این الگوریتم برگرفته از مفاهیم زیستی است. اصلی‌ترین ویژگی‌های الگوریتم ژنتیک عبارت‌اند از: الگوریتم ژنتیک روی

<sup>1</sup> Support Vector Machine



مجموعه جوابهایی از فضای قابل قبول کار می‌کند نه روی یک جواب؛ وسعت جستجوی عملگرهای الگوریتم ژنتیک کمک می‌کند تا به‌طور مؤثری جواب‌های کشف نشده در فضای جستجو شناسایی و آزمایش شوند؛ احتمالی بودن ساختار مسئله با عملگرهای الگوریتم ژنتیک باعث می‌شود یک جواب بهتر کشف و ارائه شود؛ وجود جمعیت‌های مختلف باعث می‌شود که احتمال گیرافتادن الگوریتم در یک نقطهٔ بهینهٔ محلی کاهش یابد؛ گام‌های مختلف الگوریتم ژنتیک به‌گونه‌ای است که بعد از اجرای تمام گام‌ها دوباره به نخستین گام برگشته و تا رسیدن به یک جواب مطلوب این عملیات تکرار می‌شود؛ گام اول در الگوریتم ژنتیک، تولید یک سری جواب‌های تصادفی است که جمعیت یا نسل اولیه نام دارد. کیفیت نسل اولیهٔ انتخاب شده، نقش بسیار مهمی در کیفیت جواب نهایی مسئله دارد. الگوریتم ژنتیک از نوع روشهای پوشش‌دهنده است که با استفاده از آن می‌توان به یک جواب بهینه یا به یک جواب نزدیک به جواب بهینه، رسید. مکانیزم الگوریتم ژنتیک بدینصورت است که در هر تکرار هر یک از رشته‌های موجود در جمعیت رشته‌ها، رمزگشایی شده و مقدار تابع هدف برای آن به دست می‌آید. بر اساس مقادیر به دست آمده تابع هدف در جمعیت رشته‌ها، به هر رشته یک عدد برازندگی نسبت داده می‌شود. این عدد برازندگی احتمال انتخاب را برای هر رشته تعیین خواهد کرد. بر اساس این احتمال انتخاب، مجموعه‌ای از رشته‌ها انتخاب شده و با اعمال عملگردهای ژنتیکی روی آنها رشته‌های جدید جایگزین رشته‌هایی از جمعیت اولیه می‌شوند تا تعداد جمعیت رشته‌ها در تکرارهای محاسباتی مختلف ثابت باشد. مکانیزم‌های تصادفی که روی انتخاب و حذف رشته‌ها عمل می‌کنند به‌گونه‌ای هستند که رشته‌هایی که عدد برازندگی بیشتری دارند، احتمال بیشتری برای ترکیب و تولید رشته‌های جدید داشته و در مرحله جایگزینی نسبت به دیگر رشته‌ها مقاوم‌تر هستند. بدین لحاظ جمعیت دنباله‌ها در یک رقابت بر اساس تابع هدف در طی نسل‌های مختلف، کامل شده و متوسط مقدار تابع هدف در جمعیت رشته‌ها افزایش می‌یابد. بطور کلی در این الگوریتم ضمن آنکه در هر تکرار محاسباتی، توسط عملگرهای ژنتیکی نقاطی جدید از فضای جواب مورد جستجو قرار می‌گیرند توسط مکانیزم انتخاب، روند جستجوی نواحی از فضا را که متوسط آماری تابع هدف در آنها بیشتر است، کنکاش می‌کند. بر اساس سیکل اجرایی فوق، در هر تکرار محاسباتی، توسط عملگرهای ژنتیکی نقاط جدیدی از فضای جواب مورد جستجو قرار می‌گیرند توسط مکانیزم انتخاب، روند جستجو نواحی از فضا را که توسط آماری تابع هدف در آنها بیشتر است، کنکاش می‌کند. که بر این اساس، در هر تکرار محاسباتی، سه عملگر اصلی روی رشته‌ها عمل می‌کند؛ این سه عملگر عبارتند از: دو عملگر ژنتیکی و عملکرد انتخابی تصادفی در تولید مثل، ابتدا ترکیب<sup>1</sup> یا تغییر اتفاق می‌افتد. ژن‌های والدین برای ایجاد کروموزوم‌های جدید ترکیب می‌شوند. سپس جنین تشکیل شده دچار تغییر می‌شود. جهش<sup>2</sup> به این معناست که عناصر DNA کمی تغییر پیدا می‌کنند و این تغییرات اغلب نتیجه نسخه‌برداری غلط از ژن‌های والدین است. میزان شایستگی<sup>3</sup> موجود زنده (جنین) به واسطه بقای آن اندازه‌گیری می‌شود. در الگوریتم ژنتیک، مجموعه‌ای از متغیرهای طراحی را توسط رشته‌هایی با طول ثابت یا متغیر کدگذاری می‌کنند که در سیستم‌های بیولوژیکی آنها را کروموزوم یا فرد می‌نامند. هر رشته یا کروموزوم یک نقطهٔ پاسخ در فضای جستجو

<sup>1</sup> crossover<sup>2</sup> mutation<sup>3</sup> Fitness

را نشان می‌دهد. الگوریتم‌های وراثتی فرآیندهای تکراری هستند، که هر مرحله تکراری را نسل و مجموعه‌هایی از پاسخ‌ها در هر نسل را جمعیت نامیده‌اند. الگوریتم‌های ژنتیک، جستجوی اصلی را در فضای پاسخ به اجرا می‌گذارند. این الگوریتم‌ها با تولید نسل<sup>۱</sup> آغاز می‌شوند که وظیفه ایجاد مجموعه نقاط جستجوی اولیه به نام جمعیت اولیه<sup>۲</sup> را بر عهده دارند و به طور انتخابی یا تصادفی تعیین می‌شوند. از آنجایی که الگوریتم‌های ژنتیک برای هدایت عملیات جستجو به طرف نقطه بهینه از روش‌های آماری استفاده می‌کنند، در فرآیندی که به انتخاب طبیعی وابسته است، جمعیت موجود به تناسب برازندگی افراد آن برای نسل بعد انتخاب می‌شود. سپس عملگرهای ژنتیکی شامل انتخاب<sup>۳</sup>، پیوند (ترکیب)، جهش و دیگر عملگرهای احتمالی اعمال شده و جمعیت جدید به وجود می‌آید. پس از آن جمعیت جدیدی جایگزین جمعیت پیشین می‌شود و این چرخه ادامه می‌یابد. معمولاً جمعیت جدید برازندگی بیشتری دارد این بدان معناست که از نسلی به نسل دیگر جمعیت بهبود می‌آید. هنگامی جستجو نتیجه‌بخش خواهد بود که به حداکثر نسل ممکن رسیده باشیم یا همگرایی حاصل شده باشد و یا معیارهای توقف برآورده شده باشد. (وکیلی و همکاران، ۱۳۹۸)

### ۳-۳- تابع هدف پیشنهادی

تابع هدف مورد نظر برای بهینه‌سازی به صورت ماکزیمم کردن سود کلی ROI در کل طول زمان آموزش سیستم معاملاتی است، که برابر با سه سال تعیین شده است. تابع هدف مورد استفاده به صورت روابط (۳-۱) قابل محاسبه هستند:

$$\text{تابع هدف (۳-۱)} = \frac{ROI}{Avg DD} \quad ROI(X) = (Returns(X) - Investment(X)) / Investment(X)$$

که در رابطه بالا، ROI میزان سود کسب شده و Avg DD میانگین افت سرمایه است.

درحالی‌که  $X=(x_1, x_2, \dots, x_n) = \text{RSI, PD-RSI, PD-EMA, STOC, MACD}$  شاخص‌های تکنیکال هستند

$$\text{Draw Down} = (\text{Peak Value} - \text{Trough Value}) / \text{Peak Value}$$

Peak Value سقف قیمتی و Trough Value حداکثر افت قیمت (نقطه شکست) هستند.

### ۳-۴- استخراج ویژگی برای تشخیص روند بازار

ابتدا تعداد ۳۰ ویژگی مختلف در قالب ۵ مجموعه ویژگی مختلف به ازای هر روز استخراج می‌گردد. ورودی‌های هر نمونه داده شامل ویژگی‌های روز t (سری زمانی نسبت ارزی تا روز t، مقدار اندیکاتورهای مختلف در روز t، و نیز مقادیر مختلف برای ارزیابی میانگین و انحراف معیار نسبت ارزی تا روز t) هستند. همچنین، روند بازار (نزولی، ثابت، و صعودی) بعنوان برچسب‌های خروجی مطلوب در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین مسئله تشخیص روند بازار یک مسئله طبقه‌بندی سه کلاسه است. مجموعه ویژگی‌های استخراج شده از هر نمونه شامل مجموعه ویژگی F1

<sup>1</sup> seeding

<sup>2</sup> Initial population

<sup>3</sup> selection

شامل ۵ ویژگی (اندیکاتورهای تکنیکال)، مجموعه ویژگی F2 شامل ۱۵ ویژگی (سری زمانی قیمت پایانی ۱۵ روز گذشته)، مجموعه ویژگی F3 شامل ۵ ویژگی (میانگین‌های سه روزه سری زمانی)، مجموعه ویژگی F4 شامل ۳ ویژگی (میانگین‌های پنج روزه سری زمانی)، و مجموعه ویژگی F5 شامل ۲ ویژگی (میانگین و انحراف معیار سری زمانی) است.

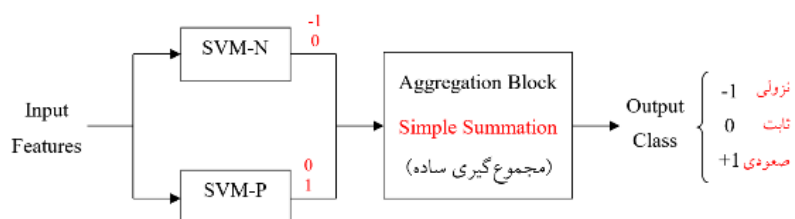
#### ۱-۴-۳- تشخیص روند بازار (نزولی، ثابت، یا صعودی)

برای بهبود دقت معاملات خرید و فروش در روش پیشنهادی، ابتدا روند بازار با استفاده از یک روش یادگیری جمعی مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان تشخیص داده می‌شود. سیستم یادگیری جمعی پیشنهادی ابتدا بر روی مجموعه داده آموزش، آموزش می‌بیند، و سپس دقت آن بر روی مجموعه داده تست ارزیابی می‌شود. برای آموزش سیستم یادگیری جمعی پیشنهادی، از روش دسته‌بندی با در نظر گرفتن نمونه‌های تصادفی و مجموعه ویژگی‌های تصادفی از ماتریس داده آموزش استفاده می‌شود. از آنجایی که ماشین بردار پشتیبان یک طبقه‌بند دو کلاسه است، برای بکارگیری آن برای مسئله سه کلاسه موجود از یک روش تعمیم‌یافته ترکیبی به نام HSVM<sup>۱</sup> متشکل از دو ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص روند صعودی یا نزولی و یک بلوک تصمیم‌گیری استفاده شده است. همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، طبقه‌بند HSVM پیشنهادی شامل دو طبقه‌بند SVM-P و SVM-N به ترتیب برای تشخیص روند صعودی و نزولی بازار استفاده می‌شود. به‌طور مشخص، طبقه‌بند SVM-P برای تشخیص روند صعودی از غیرصعودی (ثابت یا نزولی) بکار می‌رود، بگونه‌ای که خروجی روند صعودی برابر با ۱ و خروجی روند غیرصعودی برابر با ۰ در نظر گرفته می‌شود. به‌طور مشابه، طبقه‌بند SVM-N برای تشخیص روند نزولی با برچسب خروجی ۱- از غیرنزولی (ثابت یا صعودی) با برچسب ۰ استفاده می‌شود. با توجه به دو کلاسه بودن دو طبقه‌بند SVM-P و SVM-N، ۴ حالت مختلف پدید می‌آید. بنابراین، برای تعیین خروجی نهایی سیستم در بلوک تجمیع<sup>۲</sup>، کافی است از روش جمع ساده استفاده شود. اگر خروجی طبقه‌بند SVM-P برابر با ۱ و خروجی طبقه‌بند SVM-N برابر با ۰ باشد، طبقه‌بند اول نظر به صعودی بودن روند بازار دارد، و طبقه‌بند دوم نیز نظر بر غیرنزولی بودن روند بازار دارد. بنابراین خروجی نهایی بلوک تجمیع مبتنی بر جمع ساده، برابر با ۱ (روند صعودی) خواهد شد، که با نظر هر دو طبقه‌بند مطابقت دارد. به‌طور مشابه اگر خروجی طبقه‌بند SVM-P برابر با ۰ و خروجی طبقه‌بند SVM-N برابر با ۱- باشد، طبقه‌بند اول نظر به غیرصعودی بودن و طبقه‌بند دوم نظر بر نزولی بودن روند بازار دارد. بنابراین خروجی نهایی بلوک تجمیع برابر با ۱- (روند نزولی) خواهد شد، که باز هم با نظر هر دو طبقه‌بند مطابقت دارد. در صورتی که خروجی هر دو طبقه‌بند SVM-P و SVM-N برابر با ۰ باشد، بدین معناست که روند بازار ثابت است، زیرا نظر مشترک دو طبقه‌بند بر این است که روند بازار هم غیرصعودی است و هم غیرنزولی. در هر سه مورد ذکر شده، نظر هر دو طبقه‌بند در یک جهت است. تنها حالتی که می‌تواند باعث تناقض بین دو طبقه‌بند شود این است که نظر طبقه‌بند SVM-P بر صعودی بودن بازار (خروجی ۱) و نظر طبقه‌بند SVM-N بر

<sup>۱</sup> Hybrid Support Vector Machine (HSVM)

<sup>۲</sup> Aggregation block

نزولی بودن بازار (خروجی ۱-) باشد. در چنین حالتی، بدلیل عدم تطبیق بین نتایج دو طبقه‌بند، احتمال خطای بیشتری وجود دارد. بنابراین مناسب است تا در چنین وضعیتی نه سیگنال خرید تولید شود و نه سیگنال فروش. در چنین حالتی، خروجی نهایی طبقه‌بند ترکیبی HSVM مبتنی بر جمع نتایج دو طبقه‌بند SVM-N و SVM-P برابر با ۰ خواهد بود.

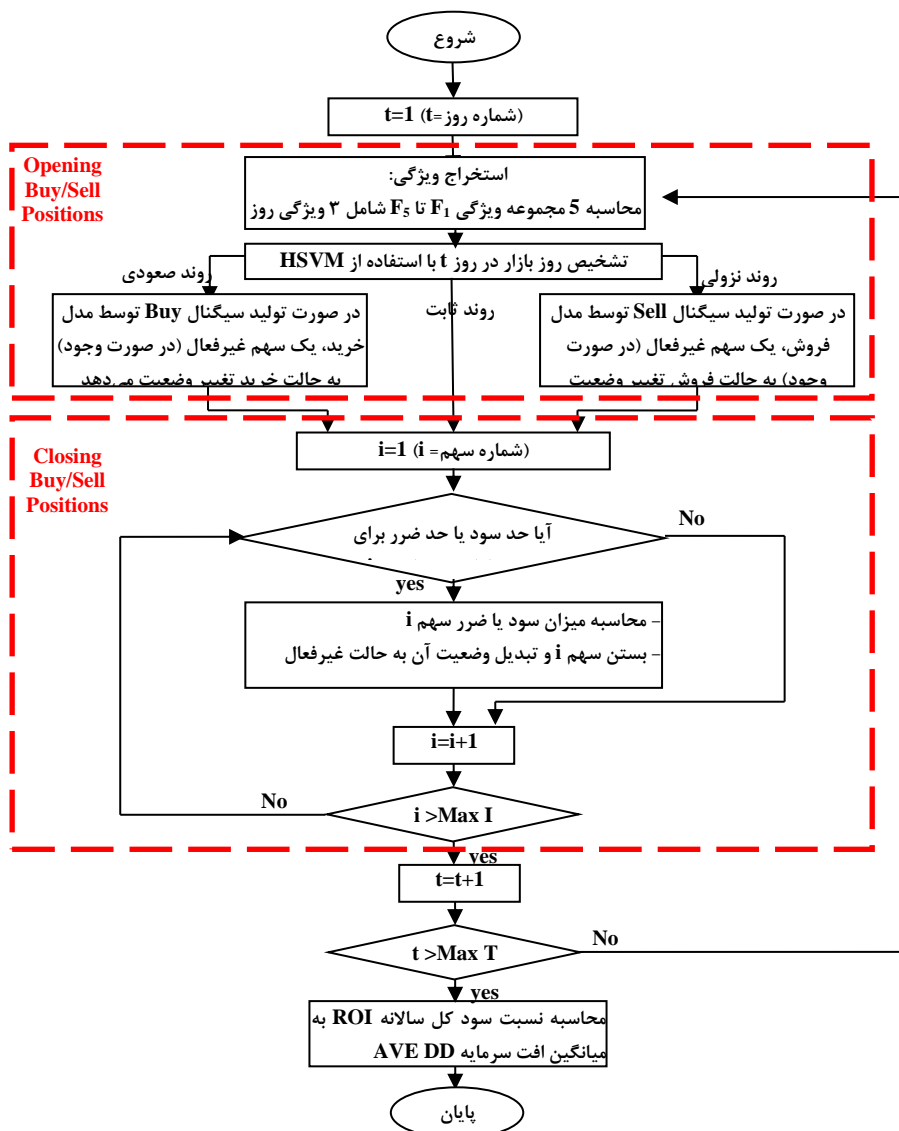


شکل ۱: ساختار طبقه‌بند ماشین‌بردار پشتیبان سه کلاسه پیشنهادی (HSVM).

## ۲-۴-۳- طراحی سیستم معاملاتی پیشنهادی مبتنی بر شاخص‌های تکنیکال

سیستم معاملاتی پیشنهادی متشکل از دو مدل مجزا برای تولید سیگنال خرید و فروش است. هر کدام از مدل‌های خرید و فروش شامل تعدادی قوانین تکنیکال هستند که در قالب ضرایب وزنی با هم ترکیب شده (عملگر OR) و در نهایت سیگنال خرید یا فروش را تولید می‌کنند. هر قانون خرید یا فروش شامل تعدادی شاخص تکنیکال است که با استفاده از عملگر AND با هم ترکیب می‌شوند. برای بهبود عملکرد اندیکاتورهای تکنیکال و غلبه بر عدم قطعیت‌های این اندیکاتورها، در این تحقیق از مرز تصمیم‌گیری برای اندیکاتورهای مختلف بر اساس تعریف‌های پیش فرض آن‌ها استفاده می‌شود. در سیستم معاملاتی پیشنهادی، موجودی اولیه به تعدادی سهم مساوی (مثلاً ۲۰ سهم) تقسیم می‌شود، و وضعیت تمامی سهم‌ها در ابتدا به صورت بسته (آزاد) در نظر گرفته می‌شوند. به عبارت دیگر، هر سهم می‌تواند در هر روز دارای سه وضعیت مختلف باشد: آزاد، خرید، یا فروش. در سیستم معاملاتی پیشنهادی، در ابتدای هر روز، ابتدا روند بازار با استفاده از روش یادگیری جمعی تشخیص داده می‌شود. در صورتی که روند ثابت برای بازار تشخیص داده شده باشد، تصمیمی برای خرید یا فروش اتخاذ نمی‌گردد. با این حال، در صورت تشخیص روند نزولی یا صعودی، قواعد معاملاتی مدل خرید (فقط در روند صعودی بازار) یا مدل فروش (فقط در روند نزولی بازار) ارزیابی شده و در صورت تولید سیگنال، نسبت به خرید یا فروش یک سهم از موجودی با وضعیت آزاد (در صورت وجود) اقدام می‌شود. به عبارت دیگر، وضعیت آن سهم از حالت آزاد به حالت خرید یا فروش تبدیل می‌شود. بسته شدن یک سهم فعال (خرید یا فروش) فقط در صورت احراز شرط رسیدن به حد سود یا ضرر امکان‌پذیر است. پس از آزادسازی هر سهم فعال (خرید یا فروش)، وضعیت آن به حالت آزاد بر می‌گردد. به عبارت دیگر، تبدیل وضعیت یک سهم از موجودی از حالت آزاد (بسته) به حالت فعال خرید (یا فروش) فقط در صورتی امکان‌پذیر است که اولاً روند بازار صعودی (یا نزولی) تشخیص داده شده باشد، و دوماً مدل معاملاتی خرید (یا فروش) سیگنال مربوطه را در خروجی تولید کرده باشد. وضعیت فعال برای یک سهم مادامی که شرط حد سود یا حد ضرر فرا نرسیده باشد، برقرار است. پس از رسیدن به حد سود یا ضرر، سهم

موجود بسته شده و وضعیت آن به آزاد تبدیل می‌شود. همچنین میزان سود و میزان افت سرمایه به ازای سهم مربوطه محاسبه می‌شود. تصمیم‌گیری برای معاملات به صورت روزانه و بر اساس قیمت پایانی هر روز انجام می‌شود. در هر روز، دو مرحله کلی انجام می‌شود: مرحله باز کردن معاملات خرید و فروش، و مرحله بستن معاملات فعال. همان‌طور که در بالا ذکر شد، کل موجودی معامله‌گر در روش پیشنهادی به تعدادی سهم ( $MaxI$ ) تقسیم می‌شود، که مقدار آن برابر با  $MaxI=20$  تعیین شده است. در ابتدای شبیه‌سازی (روز اول)، وضعیت تمام سهم‌ها به صورت آزاد (بسته) در نظر گرفته می‌شود. در فرآیند شبیه‌سازی در هر روز، ابتدا روند بازار با استفاده از روش ترکیبی ماشین بردار پشتیبان HSVM به یکی از سه حالت نزولی، ثابت، یا صعودی طبقه‌بندی می‌شود. در صورت تشخیص روند صعودی (یا نزولی)، مدل خرید (یا فروش) مبتنی بر شاخص‌های تکنیکال بررسی می‌شود، و در صورت تولید سیگنال خرید (یا فروش)، نسبت به خرید یا فروش یک واحد سهم نسبت ارزی (در صورت وجود سهم آزاد) اقدام می‌شود. همچنین در هر روز، میزان سود یا ضرر تمام سهم‌های فعال (خرید یا فروش) که در روزهای قبل فعال شده‌اند، ارزیابی می‌شود. در صورتی که یک سهم فعال به حد سود یا ضرر رسیده باشد، آن سهم بسته شده، و برای خریدها یا فروش‌های بعدی آزاد می‌گردد. دو مرحله باز کردن و بستن به صورت روزانه و پی‌درپی انجام می‌شود تا زمانی که به روز آخر شبیه‌سازی برسیم ( $MaxT$ ). برای آموزش سیستم معاملاتی پیشنهادی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، از داده سه سال متوالی استفاده می‌شود. سپس برای ارزیابی کارایی، سیستم معاملاتی برای معاملات بر روی داده یک سال بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرد. فلوجارت سیستم معاملاتی پیشنهادی در شکل ۲ قابل مشاهده است.



شکل ۲: فلوچارت کلی سیستم معاملاتی پیشنهادی

### ۳-۵- بهینه‌سازی سیستم معاملاتی پیشنهادی با استفاده از الگوریتم ژنتیک:

برای تنظیم و بهینه‌سازی سیستم معاملاتی پیشنهادی شامل قواعد معاملاتی خرید و فروش، از الگوریتم ژنتیک با هدف ماکزیمم کردن سود به میانگین افت سرمایه<sup>۱</sup> استفاده می‌شود. قبل از اعمال سیستم معاملاتی برای یک سال مشخص، سیستم پیشنهادی بر روی داده سه سال اخیر بهینه می‌شود. متغیرهای بهینه‌سازی در اینجا شامل دو ماتریس باینری به ابعاد  $N$  سطر و ۵ ستون برای بیان حضور یا عدم حضور هر اندیکاتور در هر قانون تکنیکال خرید و فروش، دو بردار به طول  $N$  برای تعیین ضرایب وزنی هر قانون خرید یا فروش، و دو متغیر پیوسته در بازه  $[0,1]$  برای تعیین آستانه تولید سیگنال در خروجی مدل معاملاتی خرید و فروش است. تابع هدف الگوریتم ژنتیک به صورت ماکزیمم کردن سود سرمایه‌گذاری<sup>۲</sup> به میانگین افت سرمایه به‌ازای تمامی معاملات انجام‌شده در بازه زمانی سه ساله آموزش الگوریتم در نظر گرفته شده است.

### ۳-۶- استفاده از سیستم معاملاتی بهینه‌شده برای معامله در یک سال آتی:

پس از بهینه‌سازی سیستم معاملاتی پیشنهادی با استفاده از الگوریتم ژنتیک، پارامترهای قابل کنترل سیستم پیشنهادی شامل قوانین بهینه مدل خرید و فروش (اندیکاتورهای موجود در هر قانون)، ضرایب وزنی هر قانون خرید و فروش، و آستانه تولید سیگنال مدل خرید و فروش به صورت بهینه تعیین می‌شوند. پس از آن، سیستم معاملاتی بهینه‌شده برای معاملات در یک سال آتی (پس از سه سال آموزش) مورد استفاده قرار می‌گیرد.

### ۳-۷- معیارهای ارزیابی

#### ۳-۷-۱- معیارهای ارزیابی تشخیص روند بازار

با توجه به اینکه فقط ارزیابی‌های صحیح از خروجی مدل برای تشخیص روند بازار مهم هستند؛ نیاز است تا کیفیت یک طبقه را با استفاده از معیارهای Precision, Recall و Accuracy ارزیابی نماییم. قبل از تشریح معیارها ضروری است تا توضیحی در خصوص مفاهیم مثبت‌های درست<sup>۳</sup>، مثبت‌های نادرست<sup>۴</sup>، منفی‌های درست<sup>۵</sup>، منفی‌های نادرست<sup>۶</sup> داده شود.

مثبت‌های درست تعداد مواردی که در یک کلاس به درستی تشخیص داده شده‌اند، اما مثبت‌های نادرست تعداد مواردی است که در یک کلاس به درستی تشخیص داده شده‌اند که در واقع به این کلاس تعلق ندارند. منفی‌های درست تعداد مواردی را نشان می‌دهد که به درستی به کلاس مورد نظر تعلق ندارند و منفی‌های نادرست در واقع تعداد موارد نادرستی هستند که تشخیص داده شده و واقعاً به کلاس مربوطه تعلق ندارند.

<sup>1</sup> Average Draw Down

<sup>2</sup> Return On Investment (ROI)

<sup>3</sup> The True Positive

<sup>4</sup> The False Positive

<sup>5</sup> The True Negative

<sup>6</sup> The False Negative

Precision ، معیاری برای اندازه‌گیری دقت نتایج است. به عبارت دیگر، کسری از موارد انتخاب شده صحیح است که عبارت است از مثبت‌های درست به جمع مثبت‌های درست و مثبت‌های نادرست. همانطور که در جدول ۳ نشان داده شده‌است.

Recal نیز معیاری برای اندازه‌گیری دقت است که به صورت خاص عبارت است از کسری از نتایج واقعاً درست که ارایه شده است. به عبارت دیگر معیاری است برای اندازه‌گیری تعداد موارد صحیحی است که درست انتخاب می‌شوند و به صورت کسری از تعداد موارد درست صحیح به جمع درست صحیح به‌علاوه منفی نادرست تعریف می‌شود. Accuracy ، معیاری معادل تعداد مواردی که صحیح (مقادیر واقعی) هستند به جمع کل موارد.

جدول ۳: تعریف معیارها

معیار	تعریف معیار
Precision	$\frac{\text{مثبت درست}}{\text{مثبت درست} + \text{مثبت نادرست}}$
Recall	$\frac{\text{مثبت درست}}{\text{مثبت درست} + \text{منفی نادرست}}$
Accuracy	$\frac{\text{مقادیر درست}}{\text{ابعاد نمونه}}$

### ۲-۷-۳- تنظیمات اولیه برای اجرای الگوریتم

الگوریتم پیشنهادی، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ترکیبی و الگوریتم ژنتیک در نرم افزار متلب برنامه‌نویسی شده و اجرا می‌شود. لذا برای این منظور، تنظیم پارامترهای آزاد سیستم معاملاتی پیشنهادی در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ۴: تنظیم پارامترهای سیستم معاملاتی پیشنهادی

پارامتر	توضیحات	مقادیر
PopSize	Population of GA	۱۰۰
MaxIter	Maximum iteration of GA	۵۰
Pc	Crossover Probability	٪۶۰
Pm	Mutation Probability	٪۴۰
PC – Rial/USD	Profit Cashing in Rial/USD Trading	٪۱۰
LC – Rial/USD	Loss Cuting in Rial/USD Trading	٪۵
Leverage	Leverage of Trading System	۱۰
N	Number Rules in Buy & Sell Models	۵
L	Number of Base Learners in HSVM	۱۰۰



جدول ۵: حدود پارامترهای قواعد معاملاتی

شاخص تکنیکال	حدود قواعد معاملاتی	تصمیم‌گیری قطعی
RSI	$RSI > 80$	فروش
	$RSI < 20$	خرید
PDRSI	$PD-RSI > 10$	خرید
	$PD-RSI < -10$	فروش
PDMA	$PD-EMA > 10$	خرید
	$PD-EMA < -10$	فروش
MACD	$MACD > 10$	خرید
	$MACD < -10$	فروش
STOC	$STOC > 90$	فروش
	$STOC < 10$	خرید

#### ۴- نتایج و یافته‌های پژوهش

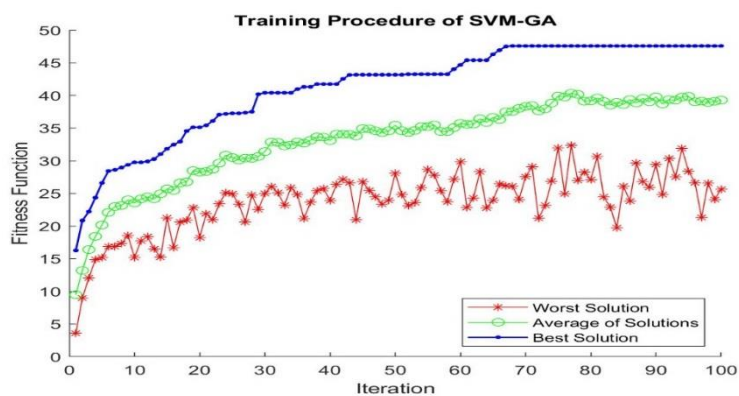
##### ۴-۱- نتایج طبقه‌بندی روند بازار با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان ترکیبی

بر اساس اجرای ۵ بار برای پیش‌بینی روند بازار از طریق روش ماشین‌های بردار پشتیبان ترکیبی برای هر یک از روندهای "۱" و "۰" و "۱" که به ترتیب معادل نزولی، بدون نوسان و صعودی هستند نتایج ذیل بدست آمده است که میانگین دقت پیش‌بینی معادل ۸۹.۷ درصد می‌باشد.

جدول ۶- خروجی دقت پیش‌بینی روند بازار

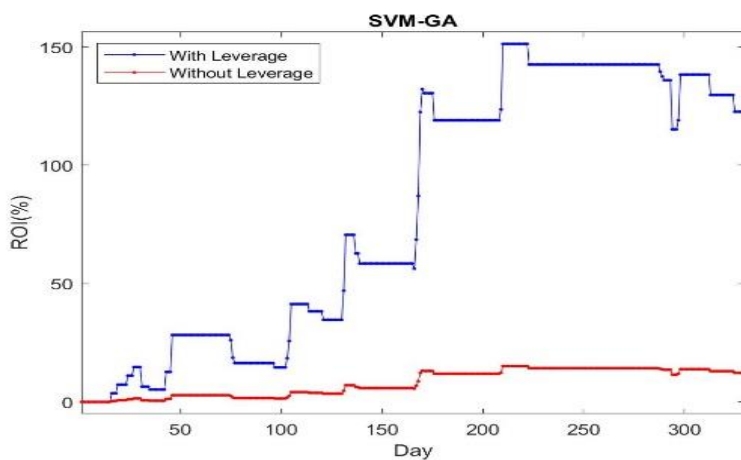
پارامترها	Precision	Recall	Accuracy
میانگین مقدار هر طبقه	[۷۳.۲۹ ۷۹.۷۹] ۸۹.۲۲	[۸۴.۵۶ ۸۳.۵۸ ۷۰.۶۴]	۸۱.۱
میانگین مقادیر	۸۰.۷۷	۷۹.۵۹	۸۹.۷
انحراف معیار	۱.۲۳	۳.۱۳	۲.۳۸

بر اساس داده‌های آموزش برای سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۷ نتایج بدست آمده برای جواب بهینه برای تابع هدف بشرح شکل ۳ می‌باشد.

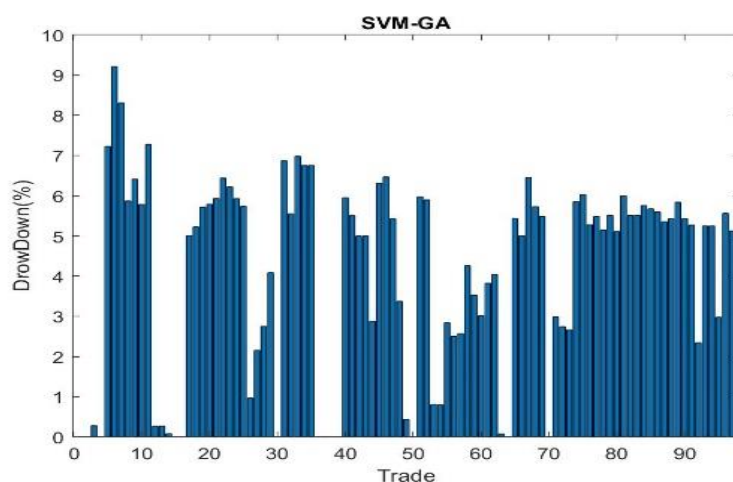


شکل ۳- نتیجه مدل‌سازی بر اساس داده‌های آموزش برای دوره زمانی ۱۳۹۵-۱۳۹۷

نتایج بهینه‌سازی بر اساس الگوریتم ژنتیک برای ۱۳۹۸، بازدهی بدست آمده معادل ۱۲۹ درصد بوده است که بر اساس میانگین افت سرمایه ۴.۱ درصدی مقدار تابع هدف ۳۱.۴۶ درصد می‌باشد مقادیر خروجی در جدول ۷ نمایش داده شده است.



شکل ۴- نتایج بهینه‌سازی برای سال ۱۳۹۸



شکل ۵ - میزان افت سرمایه و تعداد معاملات بر اساس مدل پیشنهادی

همانطور که در شکل ۵ مشاهده می‌شود برای ۳۳۰ روز معاملاتی و در مجموع ۱۰۷ معامله انجام شده خرید و فروش، بعد از انجام پیش بینی بازار براساس الگوی ماشین بردار پشتیبان ترکیبی در مقایسه با استراتژی‌های خرید-نگهداری و فروش-نگهداری روش بهینه سازی الگوریتم ژنتیک، بازدهی بالاتری را بدست آورده است

جدول ۷: مقایسه نتایج سیستم‌های معاملاتی مختلف برای نسبت ارزی دلار به ریال در سال ۱۳۹۸

پارامتر	ROI %	AvgDD %	تعداد معاملات خرید	تعداد معاملات فروش
Buy&Hold	-۲۱.۲۷	N/A	۱	۰
Sell&Hold	۲۷.۰۷	N/A	۰	۱
HSVM-GA	۱۲۹.۰۰۷	۴.۱	۶۹	۳۸

#### ۶- نتیجه‌گیری

با توجه به نقش مهم مقوله ارز در تجارت بین‌الملل و تاثیرگذاری آن بر شئون اقتصادی در کشورمان و از آنجا که امروزه، نرخ ارز یکی از متغیرهای مهم در تصمیم‌گیری‌های اقتصادی و سرمایه‌گذاری می‌باشد، همواره توسط بسیاری از سیاست‌گذاران، اقتصاددانان و فعالان حوزه اقتصاد بین‌الملل مورد توجه می‌باشد. تغییرات این متغیر در کشورهای درحال توسعه از جمله اقتصاد ایران به دلیل وابستگی این کشورها به واردات مواد اولیه واسطه ای و سرمایه‌ای، بسیار حائز اهمیت است و می‌تواند با تأثیر بر وضعیت تجارت خارجی و تراز پرداخت‌ها، بر وضعیت تولید، تورم، اشتغال و سایر متغیرهای اقتصاد کلان بگذارد. از آنجا که بازار ارز خارجی در قالب روندهای مختلفی از جمله صعودی یا نزولی و بدون نوسان می‌باشد، راه‌حل‌های مختلفی برای تعیین استراتژی‌های معاملاتی

وجود خواهد داشت. از آنجا که شاخص‌های تحلیل تکنیکال به تنهایی توانمندی لازم برای کسب حداکثر بازدهی را ندارند (ماسدو، ۲۰۱۶). با توجه به محدودیت‌های روش تکنیکال و با عنایت به بررسی‌های صورت گرفته، روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی نرخ ارز در داخل و خارج انجام شده که یکی از مدل‌های متداول در پیش‌بینی نرخ ارز استفاده از انواع الگوریتم ژنتیک می‌باشد. در این تحقیق از داده‌های نرخ ریال برابر دلار در بازار آزاد برای سال‌های ۱۳۹۲ تا لغایت ۱۳۹۸ برای آموزش و تست استفاده شده است. برای پیش‌بینی نرخ ارز ابتدا روندهای بازار مبتنی بر صعودی، نزولی و بدون نوسان از طریق الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ترکیبی تشخیص داده شده و سپس با استفاده از ۵ شاخص تکنیکال و ایجاد قواعد معاملاتی بر اساس ویژگی‌های مورد نظر با استفاده از الگوریتم ژنتیک و تابع هدف پیشنهادی سودآورترین استراتژی معاملاتی انتخاب شده است. براساس خرید و فروش‌های انجام شده که ناشی از ۱۰۷ روز معاملاتی بوده است، بازدهی بدست آمده برای سال ۱۳۹۸ در مقایسه با استراتژی خرید و نگهداری بسیار مطلوب‌تر می‌باشد. با عنایت به اینکه استفاده از مدل‌های پولی برای پیش‌بینی نرخ ریال در مقابل دلار هم می‌تواند قابل استفاده باشند ترکیب مدل‌های پولی و تکنیکال احتمالاً بتوانند پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه نمایند.

### فهرست منابع

- \* امیری، مقصود و حدادیان، حمیدرضا و زندیه، مصطفی و رئیس‌زاده، علی، (۱۳۹۵) ارائه مدل معامله هوشمند در بازارهای مالی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، منطق فازی و شبکه عصبی، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره بیست و هفتم، تابستان، صفحات ۳۳-۵۲
- \* دب، کالیانموی (ترجمه رضایی، دادودی منفرد)، (۱۳۸۷) الگوریتم‌های ژنتیک با رویکرد بهینه‌یابی چند هدفه، چاپ اول، تهران، نشر پلک
- \* شریف مقدم، شفق و هاشمی، سید ذبیح‌اله، (۱۳۹۷) پیش‌بینی نرخ ارز یورو به دلار با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره سی و هفتم، زمستان، صفحات ۴۱۳-۳۹۹
- \* شاه‌حسینی، سمیه و رضایی، علی، (۱۳۹۶) پیش‌بینی نرخ رسمی ارز در ایران همراه با عامل‌های ARIMA با استفاده از مدل خودرگرسیون مداخله‌ای و مقایسه‌ی آن با مدل گام تصادفی، اقتصاد و تجارت نوین، پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی، سال دوازدهم، شماره اول، صفحات ۸۰-۵۱
- \* شیرازی، همایون، نصرالهی، خدیجه، ۱۳۹۲، مدل‌های پولی و پیش‌بینی نرخ ارز در ایران: از تئوری تا شواهد تجربی، فصلنامه سیاست‌های مالی و اقتصادی، شماره ۴، سال اول، زمستان، صفحات ۲۴-۵
- \* سینایی، حسن علی، مرتضوی، سعیدالله، تیموری اصل، یاسر، ۱۳۸۴، پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، شماره ۴۱، صفحه ۸۳-۵۹
- \* فلاح‌پور، سعید، نوروزیان لکوان، عیسی، هندجانی‌زاده، محمد، (۱۳۹۶)، کاربرد روش ترکیبی ماشین بردار پشتیبان و انتخاب ویژگی به منظور پیش‌بینی درمادگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، تحقیقات مالی، دوره ۱۹ شماره ۱، صفحات ۱۵۶-۱۳۹

- \* غفاری، مهدی و یوسفی، ۱۳۹۰، راحله، مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت ارز با استفاده از شبکه‌های عصبی، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره هشتم، پاییز صفحات ۹۹-۱۱۹
- \* مورفی، جان، ۱۳۹۸، تحلیل تکنیکال در بازار سرمایه، چاپ پانزدهم، تهران، نشر چالش،
- \* مهدی پور، علیرضا، ۱۳۹۸، الگوها و نمودارهای اسرار آمیز در بازارهای مالی، چاپ اول، تهران، نشر آراد،
- \* وکیلی، سید حجت، نجفی، امیرعباس، ابراهیمی، سید بابک، توسعه یک سیستم خبره به منظور تشکیل و بروزرسانی سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از تحلیل تکنیکال، ۱۳۹۸، فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری سال هشتم، شماره بیست و نهم، بهار صفحه ۱۳۵-۱۶۹
- \* Achchab, Said, Bencharef Omar (B), and Ouaraab Aziz ,(2017) A Combination of Regression Techniques and Cuckoo Search Algorithm for FOREX Speculation, Springer International Publishing AG, Advances in Intelligent Systems and Computing ,p.225-237
- \* Bernardo J. de A., Rui Ferreira N., Nuno Horta, (2018), Combining Support Vector Machine with Genetic Algorithms to optimize investments in Forex markets with high leverage: Instituto de Telecomunicacões, Instituto Superior Técnico – Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal: Applied Soft Computing 64, pp. 596-613
- \* Deng, shangkun, Sakurai, akito, (2013), Foreign Exchange Trading Rules using a Single Technical Indicator from Multiple Timeframes , 27th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops
- \* Drakoln, Nobel, (2008), Winning the Trading Game: Why 95% of Traders Lose and What You Must Do to Win, First Edition, John Wiley and Sons, 288.
- \* Hirabayashi .A . Aranha, H. Iba, (2009) , Optimization of the trading rule in foreign exchange using genetic algorithm, in: Proceedings of the 11th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO '09), Montreal, Canada, New York USA : ACM, pp. 1529-1536
- \* Park, C.H., \*Irwin, S.H., (2007), What do we know about the profitability of technical analysis?, J.Econ.Surv.21(4), Pp:786-826
- \* Sermpinis, .G C. Stasinakis, K. Theofilatos, A. Karathanasopoulos,(2015), Modeling, forecasting and trading the EUR exchange rates with hybrid rolling genetic algorithms – support vector regression forecast combinations, Eur. J. Oper. Res. 247 (3), pp.831-846.
- \* Shin, K.S., Lee, T.S., Kim, H.J. (2005), An application of support vector machines in bankruptcy prediction model., Expert Systems with Applications, 28(1), 127-135.
- \* Macedo, Lobato ,Luís, Godinho, Pedro ·Alves, Maria João, (2016), A Comparative Study of Technical Trading Strategies Using a Genetic Algorithm, Springer Science+Business,

## **A hybrid metaheuristic model in the Forex market to optimize investment strategies based on market trend forecasting**

**Alireza Sadeghi**

finance phd candidate, financial management Department, science and technology branch, Islamic azad university, Tehran, Iran

**Mehdi Madanchi zaj**

Assistance Professor, financial management Department, electronic branch, Islamic azad university, Tehran, Iran

**Amir Daneshvar**

Assistance Professor, information technology Department, electronic branch, Islamic azad university, Tehran, Iran

### **Abstract**

Determining the appropriate strategy for buying or selling in the foreign exchange market is very important for companies to cover exchange rate fluctuations against the national currency. This study proposes a new approach based on genetic algorithms and support vector machines for trading in the foreign exchange market. In this research, a new algorithm with the ability to generate technical rules for investment based on forecast certainty is presented. For prediction, a combination of the Combined Support Vector Machine (HSVM) algorithm for classifying the market into three different classes (uptrend, downtrend, sideways) and a dynamic genetic algorithm for optimizing trading rules based on several technical indicators has been used. Rials-dollar pair data is used as training and test data for the period between 1392 and 1398. The proposed architecture for machine learning, as well as the implementation and study of the proposed trading system are fully described. The research shows promising results during the test period in which the return on investment was 129%.

**Keywords:** technical index, support vector machine, Genetic algorithm, trading strategy