فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
دوره پانزده، شماره شصت، پائیز ۱۴۰۳
نوع مقاله : علمی پژوهشی
صفحات : ۴۰-۲۰

طراحی الگوریتم معاملاتی به‌منظور تسهیل دستیابی به یک سیستم سرمایه‌گذاری مناسب با بازدهی معقول (موردمطالعه: بورس اوراق بهادار تهران)

تاریخ دریافت مقاله : ۱۴۰۲/۰۴/۲۸ تاریخ پذیرش مقاله : ۱۴۰۲/۱۰/۱۸

حسن ترابی[۱]
مهدی برارنیا فیروزجایی[۲]

چکیده

یکی از مهم‌ترین مسائل در بازارهای مالی مدرن یافتن راه‌های کارآمد برای تلخیص و مجسم کردن اطلاعات بازار بورس است. هدف این مقاله کشف روشی برای کاهش ریسک و افزایش بازده سرمایه‌گذاری است. با تحلیل حجم انبوه از داده‌های بازار بورس تهران به عنوان مورد مطالعاتی، تحلیل روابط میان داده‌ها و کشف اطلاعات نهفته آن‌ها که تأثیر فراوانی در تصمیمات سرمایه‌گذاران دارد؛ یک الگوریتم طراحی شد. همچنین از داده‌های صنایع خودرو و فرآورده‌های نفتی و شاخص صنایع مختلف طی سال ۱۳۹۸ تا ۱۴۰۱ استفاده شد و با کمک بیست شاخص تکنیکی، مدل‌سازی صورت پذیرفت. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل مورد استفاده، در شناسایی و پیش بینی سیگنال‌های فروش صادره در نقاط حداکثری دارای عملکرد قابل توجهی بوده و با دقت قابل قبولی، پیش‌بینی انجام می‌شود. شرکت‌های سبد گردانی و تأمین سرمایه برای تصمیم‌گیری نسبت به فروش، خرید و یا نگهداری اوراق بهادار، می‌توانند از این الگوریتم معاملاتی استفاده نمایند.

کلمات کلیدی

الگوریتم معاملاتی، نرخ بازده سرمایه‌گذاری، شاخص و پیش‌بینی بازار سهام، پرتفولیو

۱-گروه مهندسی صنایع، مجتمع دانشگاهی مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)
h_torabi@mut.ac.ir
۲-فارغ‌التحصیل کارشناسی‌ارشد، مجتمع دانشگاهی مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران.
mehdibararnia68@gmail.com

مقدمه

شرایط اقتصادی کشور، سرمایه‌گذاری در بازارهای بورس را به یک الزام تبدیل کرده است. همواره دغدغه‌ی سرمایه‌گذاران بازارهای مالی، کشف روش‌های برتر جهت افزایش بازده سرمایه‌گذاری بوده است. از دیرباز روش های تحلیلی در دو حیطه فنی و بنیادی جای می‌گرفتند. درروش فنی فرض بر این است که رفتار آینده بازار را بر اساس گذشته می توان پیش بینی کرد. این روش با استفاده از این فرضیه به ابزارهای گوناگونی چون داده کاوی حجمی و قیمتی اتکا داشته است. درروش تحلیل بنیادی، معامله‌گر ضمن مطالعه‌ی اطلاعات اقتصاد کلان و خرد کشور به کاوش فعالیت بنگاه‌ها، میزان تولید و آینده‌ی صنعت می‌پردازد. استفاده از این روش‌ها همواره با خطای قابل‌توجهی بسته به توانایی معامله‌گر در دست‌یابی به اطلاعات و تحلیل آن همراه بوده است. این روش‌ها هرکدام بر اساس یک بازار خاص و شرایط حاکم بر آن طراحی‌شده‌اند. پیش‌بینی قیمت سهام ازجمله اهداف کلیدی و درعین‌حال چالش‌برانگیزترین موضوع سرمایه‌گذاری است، به‌طوری‌که برای بهینه‌سازی پرتفوها و تشخیص مطلوب بازدهی، کاربرد فراوانی دارد. در چند دهه گذشته که روش‌های ابتکاری متداول نشده بودند؛ برای این امر معمولاً از روش‌های آماری استفاده می‌شد. در دهه اخیر با رشد روش‌های ابتکاری، زمینه وسیعی برای تحقیقات فراهم شده است.

در مطالعات بسیاری نشان داده‌شده است که همواره روش‌های مختلفی برای تحلیل بازار سهام در جهت کمک به تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران وجود دارد تا تحلیلگران مالی بتوانند بیشترین بازده را در کنار کمترین ریسک داشته باشند. ایجاد پیش‌بینی‌پذیری در متغیرها را به‌عنوان یکی از دستاوردهای علم می‌توان نام برد که پژوهشگران علوم مالی نیز به دنبال طراحی مدل‌هایی هستند که به‌وسیله آن‌ها، بازارهای مالی را پیش‌بینی کنند و ازجمله می‌توان از پیش‌بینی قیمت سهام و جریانات نقدی نام برد(جوگ و مک کنومی، ۲۰۰۳). در بازارهای مالی، پیش‌بینی‌پذیر بودن رویدادها همواره دارای مخالفان و موافقانی بوده است. عواملی چون وجود رفتارهای آشوب‌گونه، کارایی بازارها و ثروت‌اندوزی محدود موجب شده است که این مهم دارای مخالفانی سرسخت باشد. از طرفی موافقان با اشاره به عواملی چون پیچیدگی و غیرخطی بودن بازارهای مالی و انتظارات غیر عقلایی سرمایه‌گذاران، همواره پیش‌بینی بازارهای مالی را امری دشوار ولی ممکن می‌پندارند. درواقع بررسی‌ها نشان می‌دهد که بازارهای مالی به طور نسبی قابل پیش‌بینی هستند (بلرسلو و همکاران، ۲۰۱۴). کشف الگوریتم‌های پیش بینی و محاسبات پیچیده توسط رایانه‌ها راه را برای این رویداد باز نموده است. حجم انبوهی از داده‌ها در بورس اوراق بهادار در هرلحظه ایجاد می‌گردد به‌طوری‌که این داده‌ها همان اطلاعات قیمت

سهام با ویژگی پویا، و ناپارامتریک است. بنابراین سرمایه‌گذاران در این راستا مجبور به استفاده از مدل‌های پویا و منطبق بر رفتار آشوب‌گونه هستند (ونگ، ۲۰۰۳). هم‌چنین هوش مصنوعی و روش‌های آن نیز قابلیت استفاده برای تجزیه‌وتحلیل داده‌های کلان را دارند. لذااستخراج دانش نهفته در این حجم انبوه از داده‌ها امکان‌پذیر است(چن و همکاران، ۲۰۱۶). در مورد بروز همه‌گیری کرونا، یافته‌های گوش و جانا (۲۰۲۳) حاکی از آن است که علی‌رغم رخدادهای آشوبناک، همه متغیرها را می‌توان دقیقاً در رژیم‌های فرعی مختلف پیش‌بینی کرد و اثرات نامطلوب موج اول و دوم همه‌گیری را از بین برد.

مقاله حاضر به دنبال ارائه یک الگوریتم هوشمند و کارا برای تحلیل داده‌های بازار بورس و ارزیابی مدل ارائه شده باقابلیت استفاده در صنایع مختلف بورسی است. در این راستا پیاده‌سازی الگوریتم بر روی کلان داده‌های بازار بورس اوراق بهادار تهران جهت پیش بینی و تحلیل بازارها در دو بخش مورد بررسی قرار می‌گیرد به‌طوری‌که شاخص گروه تمام صنایع بورسی از یک‌سو و دو گروه منتخب (یکی در حوزه خودرو و ساخت قطعات و دیگری در فرآورده‌های نفتی، کک و سوخت هسته‌ای) از سوی دیگر ارائه می‌گردد.

مبانی نظری و مرور مطالعات

شاخص بازار سهام، شاخص کمّی است که نماینده چند متغیر همگن است و برای اندازه‌گیری و مقایسه پدیده‌هایی به کار می‌رود که دارای ماهیت مشخصی هستند. معاملات الگوریتمی از یک برنامه رایانه‌ای استفاده می‌کند که از مجموعه‌ای از دستورالعمل‌ها پیروی می‌نماید. معاملات، در تئوری، می توانند سودهایی را با سرعتی که برای یک انسان غیرممکن است؛ ایجاد کنند. نرخ بازگشت سرمایه، معیاری است که با استفاده از آن، کارایی و اثربخشی یک سرمایه‌گذاری ارزیابی می‌شود. مناسب بودن این نرخ به عوامل مختلفی بستگی دارد. مهم است که روی چه چیزی سرمایه‌گذاری می‌شود تا ارزیابی شود که نرخ بازدهی خوبی دارد یا خیر. سرمایه‌گذاران با متنوع کردن سبد سهام خود از شرکت‌های مختلف، ریسک سرمایه‌گذاری را کاهش می‌دهند. در سالیان اخیر پژوهش‌های گوناگونی به‌منظور انتخاب پرتفوی مناسب برای سرمایه‌گذاری و بهینه‌سازی آن جهت افزایش بازدهی و کاهش ریسک با استفاده از داده‌کاوی، صورت گرفته است(جدول ۱).

جدول ۱- مهم‌ترین مطالعات در زمینه الگوریتم معاملاتی برای انتخاب پرتفوی مناسب سرمایه‌گذاری

محقق/سال	موضوع
کامباره و همکاران (۲۰۲۳)	چارچوبی برای تحلیل سهام یک شرکت
کابانی و همکاران (۲۰۲۲)	تصمیم‌گیری مارکوف با مشاهدات جزئی با در نظر گرفتن محدودیت‌های تحمیل‌شده توسط بازار سهام
پادووانی و همکاران (۲۰۲۱)	ارائه الگوریتم معاملاتی طبقه‌بندی روند(TCTA)
سندی لائوجیوکو (۲۰۱۹)	استراتژی معاملاتی با استفاده از سه کنترل‌کننده فازی
یِه و همکاران (۲۰۱۱)	پیش بینی بازار سهام با روش ترکیبی رگرسیون چندگانه، شبکه عصبی و خوشه بندی دو مرحله‌ای فازی
هَداوندی و همکاران (۲۰۱۰)	مدل ترکیبی سری زمانی برای پیش بینی قیمت سهام شرکتIBM
حاجی میری(۲۰۲۲)	توسعه یک سیستم بهینه‌سازی معاملات بازار سهام
سعیدی کوشا و محبی(۱۴۰۰)	انتخاب پرتفوی مناسب برای سرمایه‌گذاری و بهینه‌سازی آن جهت افزایش بازدهی و کاهش ریسک
مشاری و همکاران(۱۳۹۹)	ارائه یک سیستم پشتیبان تصمیم با بررسی پیش بینی پذیری نقاط شروع(کف) و پایان(سقف) روند کوتاه مدت قیمت سهام
پوست فروش (۱۳۹۴)	تخمین دستکاری قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران

روش‌شناسی

این پژوهش، ازنظر هدف، کاربردی و از نوع پژوهش‌های میدانی محسوب می‌شود و ازنظر روش و جهت‌گیری، به ترتیب توصیفی و پس‌رویدادی است. روش تحلیل این تحقیق بر مبنای اطلاعات جمع‌آوری‌شده از شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران است و ازآنجایی‌که داده‌کاوی بر روی نماگرهای دو تحلیل تکنیکال صورت می‌گیرد؛ شرکت های موردبررسی به لحاظ داده تاریخی از مقدار کافی برخوردار هستند. برای به دست آوردن نماگرها نیازمند استفاده از بانک اطلاعات بورس اوراق بهادار تهران، سایت شرکت مدیریت فناوری بورس تهران، نرم‌افزار TSE Client، نرم‌افزارهای ره‌آورد نوین و تدبیر پرداز جهت استخراج داده‌های قیمتی روزانه شرکت‌ها هستیم. بعد از جمع‌آوری داده‌ها، با استفاده از آمی بروکر[1]، نرم‌افزار مرتبط به تحلیل‌های تکنیکال بازار سرمایه، و با کمک برنامه‌نویسی و کدیابی، مقادیر عددی هر یک از نماگرهای موردنیاز استخراج‌شده‌اند. درنهایت طراحی مدل هوشمند با برنامه‌نویسی به کمک نرم‌افزار R به‌عنوان بهترین نرم‌افزار شناخته‌شده درزمینه داده‌کاوی انجام‌شده است. در این مقاله، جهت دستیابی به الگوریتم معاملاتی، نیاز به بررسی و مطالعه تمامی روش‌های تحلیلی مورداستفاده درگذشته وجود دارد. در این راستا جهت انجام یک مطالعه جامع

و کامل، مراحل و خلاصه فرآیند انجام پژوهش به ترتیب ذیل است:

۱) مطالعه روش‌های تحلیلی برای سرمایه‌گذاری
۲) آزمایش این روش‌ها و بازدهی حاصل از آن
۳) دستیابی به اطلاعات موردنیاز جهت تدوین الگوریتم
۴) طراحی الگوریتم با نرم‌افزار پایتون[۲]
۵) آزمایش این الگوریتم با استفاده از داده‌های قبلی بازار
۶) مقایسه بازدهی الگوریتم با روش‌های گذشته

روایی و پایایی ابزار اندازه‌گیری

در این پژوهش پس از چند مرحله پایش سؤالات با کمک خبرگان و سیاست گذاران بازار سهام، سؤالات اصلی انتخاب گردیدند. دقت و کیفیت انجام کار از طریق کنترل اعضای هیئت‌علمی دانشگاه و متخصصان تأیید گردید. همچنین طبق نظر همین متخصصان، روایی ابزار اندازه‌گیری یا به عبارتی سؤالات مصاحبه تأیید شد. در پژوهش‌های کیفی تعاریف برای پایایی با پژوهش‌های کمی متفاوت است. ازآنجایی‌که کلیه توابع محاسباتی ریاضی و آماری استخراج‌شده کدنویسی شده‌اند؛ می‌توان در آینده و برای محاسبات دیگر از آن‌ها استفاده کرد. ضمن اینکه این توابع به‌هیچ‌وجه محدودیت زمانی ندارند بدین‌صورت که در تمام بازه‌های زمانی ، استفاده از این توابع در کلیه بورس‌ها امکان‌پذیر است. جمع‌آوری داده‌ها در بازه زمانی مرداد ۱۴۰۰ تا مرداد ۱۴۰۱ صورت گرفت. از روش‌های تحلیلی گذشته هم که بر پایه‌ی فیزیک مالی بوده‌اند؛ جهت مقایسه بازدهی حاصل از با الگوریتم طراحی‌شده، بر روی داده‌های ورودی الگوریتم معاملاتی طراحی‌شده استفاده‌شده است.

معرفی نماگرها و متغیرهای مورداستفاده

متغیرهای مربوط به نماگرهای تکنیکی مورداستفاده در این مقاله و تعاریف آن‌ها در جدول۲ نمایش داده‌شده است.

جدول۲- تعاریف متغیرهای پژوهش

ردیف	نام متغیر	تعریف
۱	قیمت آغازین (PO)	قیمت اعلام شده در شروع معاملات برای هر سهم در تابلو
۲	بالاترین قیمت(PH)	بیشترین قیمت معاملاتی سهم در یک روز
۳	پایین‌ترین قیمت(PL)	کمترین قیمت معاملاتی سهم در یک روز
۴	قیمت پایانی(PC)	قیمت اعلام شده در پایان معاملات برای هر سهم در تابلو

۵	حجم معاملات(VOLUME)	تعداد سهام معامله‌شده در یک روز
۶	شاخص قدرت نسبی(RSI)	تعیین نقاط اشباع خرید و اشباع فروش
۷	شاخص جریان پول(MFI)	سنجش میزان قدرت پول وارد یا خارج شده به بازار
۸	شاخص کانال کالا(CCI)	سنجش تغییرات نرخ بازده نسبت به میانگین آماری آن بازار
۹	میانگین متحرک(MA)	مقدار میانگین نرخ سهام را در یک دوره زمانی نشان می‌دهد.
۱۰	میانگین متحرک نمایی(EMA)	یک نوع میانگین متحرک با وزن بیشتر به اطلاعات جدید
۱۱	میانگین متحرک موزون	محاسبه میانگین متحرک موزون در دوره مشخص (WMA)
۱۲	میانگین متحرک هال(HMA)	میانگین متحرک پویا بدون مشکل تأخیر در سیگنال دهی
۱۳	واگرایی و همگرایی متحرک	اندیکاتور مک‌دی با نمودار قیمت (MACD)
۱۴	متوسط شاخص جهت حرکت	یک شاخص روند برای اندازه‌گیری میزان قدرت روند جاری
۱۵	دامنه متوسط واقعی(ATR)	مقیاسی برای سنجش پویایی بازار با مقادیر بالا در کف بازار
۱۶	شاخص حرکت نسبی(RMI)	شاخص قدرت نسبی با لحاظ قدرت حرکت در چند روز گذشته
۱۷	شاخص گام تصادفی(RWI)	اندیکاتوری برای نمایش اختلاف بالا و پایین‌ترین گام تصادفی
۱۸	استوکاستیک (K%)	تعیین موقعیت‌های اشباع خریدوفروش در دوره ۵ روزه
۱۹	استوکاستیک (D%)	موقعیت‌های اشباع خریدو فروش بر اساس در دوره ۵ روزه
۲۰	تغییرات میانگین متحرک نمایی(TRIX)	تعیین درصد میزان تغییر یک میانگین متحرک نمایی سه بار هموارسازی شده از نرخ بسته شدن بازار در حول‌وحوش صفر
۲۱	شاخص جهت حرکت مثبت	قدرت حرکت قیمت در جهت مثبت را نشان می‌دهد(PDI).
۲۲	شاخص جهت حرکت منفی	قدرت حرکت قیمت در جهت منفی را نشان می‌دهد(MDI).
۲۳	اندیکاتور قیمت(OSCP)	قیمت را بر مبنای میانگین متحرک نمایی حساب می‌کند.
۲۴	اندیکاتور حجم(OSCV)	حجم را بر مبنای میانگین متحرک نمایی حساب می‌کند
۲۵	مرجع گذشته(REF)	ارجاع ارزش‌های آینده یک ناحیه زمانی به یک ارزش گذشته
۲۶	توقف و برگشت (SAR)	اندیکاتوری برای تشخیص نقاط کلیدی اتمام یک روند
۲۷	خطای استاندارد(STDERR)	میزان اختلاف مقادیر قیمت از خط رگرسیون تخمینی
۲۸	انحراف معیار(STDEVD)	میزان انحراف از قیمت‌های میانگین برای دوره‌های ۱۴ روزه
۲۹	میانگین متحرک دوگانه	ترکیبی از میانگین متحرک نمایی و نمایی دوبرابر (DEMA)
۳۰	میانگین متحرک سه‌گانه	ترکیبی از میانگین متحرک نمایی، دو و سه برابر (TEMA)
۳۱	باند پایینی بولینگر (BBANDBOT)	ترکیبی از میانگین متحرک قیمت با انحراف معیار .باند پایین به‌عنوان نقطه حمایت یا بیش فروش در نظر گرفته می‌شود.
۳۲	باند بالایی بولینگر (BBANDBOT TOP)	ترکیبی از میانگین متحرک قیمت با انحراف معیار. باند بالا به‌عنوان نقطه مقاومت یا بیش خرید در نظر گرفته می‌شود.

۳۳	شاخص کانال کالا باقیمت ابتدایی	شاخص کانال کالا با استفاده از قیمت آغازین (CCIA)
۳۴	بالاترین سقف قیمتی (HHV)	تعیین بالاترین مورد بین چند سقف در یک دوره مشخص
۳۵	چایکین(CHAIKIN)	یک نوسان‌نمای میانگین متحرکی بر پایه‌ی تجمّع/توزیع
۳۶	رگرسیون خطی(LINE REG)	ابزار آماری برای پیش‌بینی مقادیر آینده با توجه به گذشته
۳۷	خط رگرسیون منقطع (LINE REG INTERCEPT)	محاسبه در روندها و دوره‌های کوتاه‌مدت مثلاً ۱۴ روزه
۳۸	شیب‌خط رگرسیون (LINEREGSLOP)	شیب‌خط رگرسیون را برای دورهای مشخص محاسبه می‌کند.
۳۹	پایین‌ترین کف قیمتی (LLV)	تعیین کم‌ترین نقطه‌قیمتی بین چند مورد در دوره‌ای مشخص
۴۰	دورهای فاصله از LLV	تعداد روزها یا دوره‌های گذشته از LLV (LLV BARS)
۴۱	شاخص قدرت نسبی باقیمت ابتدایی (RSIA)	همان شاخص قدرت نسبی است که در محاسباتش از قیمت ابتدایی استفاده شده است.

فرمول‌های محاسباتی نماگرهای تکنیکال ارائه‌شده در جدول ۲، در جدول ۳ آورده شده است.

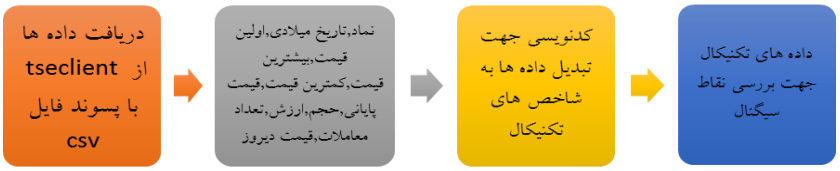
جدول۳- فرمول‌های محاسباتی نماگرهای تکنیکال

نماگر تکنیکال	فرمول محاسباتی	مقادیر
%D	$\%D(n) = \sum_{i=0}^{n-1} \%K_{t-1}/n$	n=۱۴
%K	$\%K(n) = \frac{C - L_{n,min}}{H_{n,max} - L_{n,min}} \times 100$	n=۱۴
MFI	$MFI = 100 - \frac{100}{(100 + MR)}$ $TP = \frac{H + L + C}{3},\ MF = TP \times V$ $MR = \frac{\text{Positive MF}}{\text{Negative MF}}$	
RSI	$RS(n) = 100 - \frac{100}{(1 + RS(n))}$ $RS(n) = \sum_{i=0}^{n-1} UP_{t-i} \ / \ Down_{t-i}$ Where UP_t ($Down_t$) is upward (downward) price change	n=۱۴
CCI	$CCI(n) = \frac{M - \overline{M}(n)}{d(n) \times 0.015}$ $M = \frac{H + L + C}{3}$ $d(n) = \frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n-1} \lvert M_{t-1} - \overline{M}_t\ (n) \rvert$	n=۹

نماگر تکنیکال	فرمول محاسباتی	مقادیر
MA	$MA = (Cn + C_{n-1} + \cdots . C)/n$	n=۱۴
EMA	$EMA = \sum_{i=0}^{n-1} wi \times V_{t-1}$	
ADX	$ADX = MA[((+DI) - (-DI))/((+DI) + (-DI))] \times 100$	
ATR	$ATR = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} TR_i$	n=۱۴
WMA	$MA = nCm + (n-1)Cm - 1 + \cdots . + 2C(m-n+2) + C(m-n+1)/n + (n-1) + \cdots + 2 + 1$	n=۱۴
HMA	$HMA[2 \times WMA(n/2) - WMA(n)], sqrt(n)$	n=۱۴
MACD	$MACD = EMA(C, m) - EMA(C, n)$	m=۵ n=۲۶
TRIX	$TRIX(n) = \frac{EMA^3(C,n) - EMA^3_{t-1}(C,n)}{EMA^3_{t-1}(C,n)}$	n=۱۲
CMF	$CMF = [(C-L) - (H-C)]/(H-L)$	n=۱۴
RMI	$RMI(n) = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} UP_{t-i}}{\sum_{i=0}^{n-1} UP_{t-i} + \sum_{i=0}^{n-1} Down_{t-i}}$	n=۱۴
RWI	$RWI = (H1 - n - L)/ATRn * \sqrt{n})$	n=۱۴
SAR	$SAR_{n+1} = SAR_n + \alpha(EP - SAR_n)$	n=۱۴

تجزیه‌وتحلیل و بیان یافته‌ها

روش کار و استخراج خروجی داده‌ها در این مقاله به صورت شکل ۱ بوده است.



شکل ۱ - روش کار و استخراج خروجی داده‌ها

نمونه داده‌های خام دریافتی شرکت ایران‌خودرو از نرم‌افزار TSE CLIENT در جدول ۴ مشـاهده می‌شود.

جدول ۴ - نمونه داده‌های استخراج‌شده از TSE CLIENT

حجم معاملات	قیمت پایانی	کمترین قیمت	بیشترین قیمت	قیمت بازگشایی	تاریخ	نماد
۸۷۰,۱۱۰	۸۰۰,۲	۷۹۸,۲	۸۰۲,۲	۷۹۸,۲	۲۰۰۱۰۳۲۵	خودرو
۶۱۳,۹۶	۷۹۸,۲	۷۹۷,۲	۸۱۰,۲	۸۰۱,۲	۲۰۰۱۰۳۲۶	خودرو
۶۰۰,۱۶۶	۷۹۵,۲	۷۹۵,۲	۸۰۰,۲	۷۹۵,۲	۲۰۰۱۰۳۲۷	خودرو
۶۷۶,۸۰	۸۴۹,۲	۷۹۶,۲	۸۴۹,۲	۸۰۰,۲	۲۰۰۱۰۳۲۸	خودرو
۳۶۲,۱۷۷	۸۳۸,۲	۸۰۰,۲	۸۴۸,۲	۸۴۰,۲	۲۰۰۱۰۳۲۹	خودرو
۵۶۲,۵۵	۸۶۸,۲	۸۳۸,۲	۸۷۰,۲	۸۴۰,۲	۲۰۰۱۰۴۰۳	خودرو
۶۴۲,۱۲۲	۹۰۰,۲	۸۶۸,۲	۹۳۰,۲	۸۶۸,۲	۲۰۰۱۰۴۰۷	خودرو
۳۵۹,۲۹۹	۰۰۴,۳	۹۰۳,۲	۰۲۰,۳	۹۲۰,۲	۲۰۰۱۰۴۰۸	خودرو
۳۲۰,۴۳۴	۱۰۲,۳	۰۲۰,۳	۱۴۰,۳	۰۲۸,۳	۲۰۰۱۰۴۰۹	خودرو
۳۹۵,۵۹۲	۰۸۰,۳	۰۶۹,۳	۱۵۷,۳	۱۵۵,۳	۲۰۰۱۰۴۱۰	خودرو
۹۵۳,۶۰۴	۰۸۰,۳	۰۷۱,۳	۱۰۰,۳	۰۸۲,۳	۲۰۰۱۰۴۱۱	خودرو
۰۵۷,۴۳۴	۰۹۲,۳	۰۸۰,۳	۱۱۰,۳	۰۸۴,۳	۲۰۰۱۰۴۱۴	خودرو
۷۷۷,۲۲۹	۰۵۹,۳	۰۵۰,۳	۰۹۵,۳	۰۹۳,۳	۲۰۰۱۰۴۱۵	خودرو
۰۶۱,۲۶۸	۰۶۸,۳	۰۲۹,۳	۰۶۸,۳	۰۵۸,۳	۲۰۰۱۰۴۱۶	خودرو
۱۳۶,۳۸۶	۰۷۷,۳	۰۶۵,۳	۱۰۰,۳	۰۶۸,۳	۲۰۰۱۰۴۱۷	خودرو
۵۵۵,۵۳۴	۰۷۹,۳	۰۷۲,۳	۱۰۰,۳	۰۷۹,۳	۲۰۰۱۰۴۱۸	خودرو
۵۸۵,۱۲۹,۲	۰۸۷,۳	۰۷۸,۳	۱۰۱,۳	۰۷۹,۳	۲۰۰۱۰۴۲۱	خودرو
۳۴۸,۰۱۴,۱	۰۸۴,۳	۰۵۰,۳	۱۰۰,۳	۰۹۱,۳	۲۰۰۱۰۴۲۲	خودرو
۰۰۸,۴۹۵	۰۹۰,۳	۰۸۵,۳	۰۹۸,۳	۰۸۶,۳	۲۰۰۱۰۴۲۳	خودرو

در مرحله بعد داده‌ها مرتب‌سازی شده و داده‌های پرت حذف می‌گردد. سپس کد نویسی مربوط در نرم‌افزار آمی بروکر انجام می‌پذیرد. به همین صورت برای تمامی نمادهای موردبررسی و شاخص صنایع مختلف خروجی مدنظر استخراج می‌گردد.

- **تبدیل داده‌ها به خروجی قابل‌تحلیل در آمی‌بروکر**

در این مرحله برای هر نماد موردبررسی، باید کد نویسی جهت تبدیل داده‌ها به سیستم آمی بروکر انجام پذیرد. بخشی از کد نویسی مربوط در شکل ۲ آورده شده است.

```
Filter=1;
AddColumn(O,"Open");
AddColumn(H,"High");
AddColumn(L,"Low");
AddColumn(C,"Close");
AddColumn(V,"Volume",1.0);
AddColumn(OI,"Open Interest",1.0);
AddColumn(MFI(14),"mfi(14)");
AddColumn(RSI(14),"rsi(14)");
AddColumn(RSI(12),"rsi(12)");
AddColumn(RSI(26),"rsi(26)");
AddColumn(RSI(9),"rsi(9)");
AddColumn(PDI(14),"PDI(14)");
AddColumn(MDI(14),"MDI(14)");
AddColumn(CCI(14),"cci(14)");
AddColumn(MA(Close,14),"MA(14)");
AddColumn(WMA(Close,14),"WMA(14)");
AddColumn(EMA(Close,14),"EMA(14)");
AddColumn(TEMA(Close,14),"TEMA(14)");
AddColumn(DEMA(Close,14),"DEMA(14)");
AddColumn(ATR(7),"ATR(7)");
AddColumn(OscP(9,18),"oscp(9, 18)");
```

شکل 2 -کد نویسی در آمی بروکر

- **نتایج حاصل از مدل‌سازی دو صنعت منتخب**

نتایج حاصل از مدل‌سازی با الگوریتم هوشمند جهت پیش‌بینی نقاط سیگنال به تفکیک شرکت‌ها در دو صنعت در جدول ۵ به‌تفصیل آورده شده است. الگوریتم‌ها برای دو گروه خودرو و ساخت قطعات و گروه فرآورده‌های نفتی، کک و سوخت هسته‌ای موردبررسی قرارگرفته است.

جدول ۵ - نتایج دو صنعت منتخب

گروه‌بندی	نام شرکت	نام نماد	خوشه‌بندی ۱		خوشه‌بندی ۲		دقت مدل
		افزایش:۰ کاهش:۱	صفر	یک	صفر	یک	
خودرو و ساخت قطعات	ایران‌خودرو	خودرو	٪۸۲,۳۹	٪۱۷,۶۱	٪۱۹,۴۴	٪۸۰,۵۶	۸۳,۵
	سایپا	خساپا	٪۷۹,۴۴	٪۲۰,۵۶	٪۲۳,۸۲	٪۷۶,۱۸	۷۸,۶۵
	پارس‌خودرو	خپارس	٪۶۷,۱۲	٪۳۲,۸۸	٪۳۴,۴۵	٪۶۵,۵۵	۷۵,۲۳
	زامیاد	خزامیا	٪۵۳,۰۷	٪۴۶,۹۳	٪۴۸,۳۵	٪۵۱,۵۶	۷۶,۸
	ایران خوردو دیزل	خاور	٪۵۴,۷۲	٪۴۵,۲۸	٪۴۷,۷۸	٪۵۲,۲۲	۷۱,۹
	گسترش سرمایه‌گذاری ایران‌خودرو	خگستر	٪۷۹,۵۹	٪۲۰,۴۱	٪۲۲,۷۸	٪۷۷,۲۲	۷۹,۵۵
	کمک فنرایندامین	خکمک	٪۵۹,۱۱	٪۴۰,۸۹	٪۴۲,۶۷	٪۵۷,۳۳	۶۸,۵
	سرمایه‌گذاری رنا	ورنا	٪۵۷,۰۶	٪۴۲,۹۴	٪۴۴,۷۸	٪۵۵,۲۲	۶۵,۶۶
	گروه بهمن	خبهمن	٪۵۸,۲۶	٪۴۱,۷۴	%۵۳.۴۳	%۴۷.۵۶	۶۷,۵
	سایپا آذین	خاذین	٪۵۱,۲۲	٪۴۸,۷۸	%۱۲.۵۰	%۸۸.۴۹	۵۰,۵
	نیرومحرکه	خمحرکه	٪۶۶,۷۲	٪۳۲,۲۸	%۱۳.۳۴	%۸۷.۶۵	۶۱,۶
	قطعات اتومبیل ایران	ختوقا	٪۵۷,۸۴	٪۴۲,۱۶	%۵۳.۴۳	%۴۷.۵۶	۵۸,۶۹
	رینگ سازی مشهد	خرینگ	٪۷۰,۱۱	٪۲۹,۸۹	%۸۹.۳۱	%۱۱.۶۸	۶۱,۸

	ایرکا پارت صنعت	خکار	٪۶۰,۸۵	٪۳۹,۱۵	%۵۰.۳۹	%۵.۶۰	۶۲,۴
	آهنگری تراکتورسازی	خاهن	٪۷۸,۵۶	٪۲۱,۴۴	%۸۵.۲۷	%۱۵.۷۲	۵۷,۳
	چرخشگر	خچرخش	٪۵۳,۷۲	٪۴۶,۲۸	%۵.۵۶	%۹۴.۴۴	۵۴,۶
	فنرسازی خزر	خزر	٪۵۵,۲۶	٪۴۴,۷۴	%۳۵.۴۷	%۶۵.۵۲	۵۲,۷
	محور سازان ایران‌خودرو	خوساز	٪۵۵,۸۷	٪۴۴,۱۳	%۰۲.۴۵	%۹۸.۵۴	۵۱,۸
	صنایع ریخته‌گری ایران	خریخت	٪۵۸,۲۲	٪۴۱,۷۸	%۵۹.۴۳	%۴۱.۵۶	۶۱,۸
	موتورسازان تراکتورسازی ایران	خموتور	٪۶۳,۳۴	٪۳۶,۶۶	%۵۰.۳۷	%۵.۶۲	۶۲,۲
	مهندسی صنعتی روان فن‌آور	خفناور	٪۵۱,۶۵	٪۴۸,۳۵	%۷۵.۵۱	%۲۵.۴۸	۵۹,۳
	رادیاتور ایران	ختور	٪۷۰,۲۹	٪۲۹,۷۱	%۸۲.۳۱	%۱۸.۶۸	۵۶,۶
	لنت ترمز ایران	خلنت	٪۶۳,۴۵	٪۳۶,۵۵	%۴۵.۳۷	%۵۵.۶۲	۵۸,۲
	تولید محور خودرو	خمحور	٪۶۳,۶۴	٪۳۶,۳۶	%۱۳.۳۹	%۸۷.۶۰	۶۳,۳
	ریخته‌گری تراکتورسازی ایران	ختراک	٪۵۶,۱۳	٪۴۳,۸۷	%۱۱.۴۴	%۸۹.۵۵	۶۴,۵
	الکترونیک خودرو شرق	خشرق	%۴.۶۹	%۵۵.۳۰	%۲۰.۳۴	%۸.۶۵	۶۵,۲
	مهندسی نصیر ماشین	خنصیر	%۳.۵۳	%۶۵.۴۶	%۱۶.۴۷	%۸۴.۵۲	۵۵,۲
	بهمن دیزل	خدیزل	%۴.۶۲	%۵۴.۳۷	%۲۰.۴۰	%۸.۵۹	۶۱,۸
فرآورده نفتی، کک و سوخت هسته‌ای	پالایش نفت اصفهان	شپنا	%۳.۸۰	%۶۵.۱۹	%۷۷.۲۱	%۲۳.۷۸	۸۵,۲
	پالایش نفت تهران	شتران	%۴.۶۷	%۵۲.۳۲	%۰۱.۳۴	%۹۹.۶۵	۷۸,۹
	پالایش نفت تبریز	شبریز	%۴.۷۵	%۵۶.۲۴	%۸۸.۲۵	%۱۲.۷۴	۸۲,۶
	پالایش نفت بندرعباس	شبندر	%۲.۸۰	%۸.۱۹	%۷۸.۲۰	%۲۲.۷۹	۸۸,۹
	سرمایه‌گذاری صنعت نفت	ونفت	%۳.۵۶	%۶۱.۴۳	%۱۹.۴۵	%۸۱.۵۴	۷۸,۶
	نفت سپاهان	شسپا	%۸.۵۴	%۱۹.۴۵	%۸۶.۴۶	%۱۴.۵۳	۷۵,۶
	پالایش نفت لاوان	شاوان	%۶۵.۷۷	%۳۵.۲۲	%۴۶.۲۳	%۵۴.۷۶	۷۸,۳
	نفت ایرانول	شرانل	%۹.۶۷	%۰۲.۳۲	%۸۷.۳۵	%۱۳.۶۴	۷۲,۸
	پالایش نفت شیراز	شراز	%۱.۶۰	%۸۱.۳۹	%۸۲.۴۰	%۱۸.۵۹	۵۸,۶
	نفت بهران	شبهرن	%۹.۵۳	%۰۲.۴۶	%۵۵.۴۸	%۴۵.۵۱	۵۵,۶
	نفت پارس	شنفت	%۳.۶۸	%۶۵.۳۱	%۴۴.۳۲	%۵۶.۶۷	۵۴,۷
	نفت پاسارگاد	شپاس	%۹.۵۲	%۰۲.۴۷	%۴۵.۴۸	%۵۵.۵۱	۵۰,۶

- **بررسی دقت تحلیل و رابطه‌ی همبستگی بین متغیرهای تصمیم و هدف به تفکیک صنایع**

با توجه به جدول ۶، در اکثر صنایع دقت مدل بالای ۷۰ درصد و به‌طور میانگین ۷۸ درصد است. به‌بیان‌دیگر خطای پیش‌بینی مدل قابل‌قبول است.

جدول۶- رابطه همبستگی و دقت صنایع

نام صنعت	میزان دقت مدل(درصد./)	میزان همبستگی
صنایع شیمیایی	۶۸	۰,۷۸
پیمانکاری صنعتی	۶۱,۱	۰,۷۶
محصولات شیمیایی	۷۸	۰,۲۱
محصولات کاغذی	۸۸	۰,۲۰

- **توابع مورداستفاده در الگوریتم**

توابع بسیاری در این مقاله به‌کاربرده شده‌اند که به خاطر محدودیت تعداد صفحات، به برخی از مهم‌ترین آن‌ها اشاره می‌شود.

تابع دریافت اطلاعات به‌صورت لحظه‌ای: این تابع بنا به درخواستی که از سوی آدرس مشخص به هسته بورس تهران می‌رسد؛ اطلاعات لحظه‌ای کلیه‌ی سهم‌ها را به‌صورت خام دریافت می‌کند و با الگوریتم به‌صورت دسته‌بندی‌شده و مرتب، به کاربر تحویل می‌دهد(شکل ۳).

```
def Get_live_data():
    try:
        all_data_url = "http://www.tsetmc.com/tsev2/data/MarketWatchInit.aspx?h=0&r=0"
        all_parsed_data = {}
        response = requests.get(all_data_url)
        split = response.text.split(";")
        list_type_stocks = [...]
        for x in range(0, len(split)):...
        return all_parsed_data
    except:
        Get_live_data()
```

شکل ۳- تابع دریافت اطلاعات به‌صورت آنلاین و لحظه‌ای

تابع دریافت اطلاعات قیمتی از گذشته تابه‌حال: این تابع کلیه اطلاعات از قبیل قیمت و حجم معامله‌شده در روز برای تمام سهام بورس تهران از ابتدا تا به امروز را جمع‌آوری کرده و با دسته‌بندی آن‌ها برای کاربر، قابلیت استفاده راحت را به او ارائه می‌دهد(شکل ۴).

```
def get_candels(stock):
    try:
        map_candels={}
        link_candels = 'https://members.tsetmc.com/tsev2/chart/data/Financial.aspx?i='+stock+'&t=ph&a=1'
        response_candels = requests.get(link_candels,verify=False)
        response_candels = str(response_candels.content)[2:-1]
        candels = response_candels.split(";")
        for i in range(0,len(candels)):
            Data_candels = candels[i].split(',')
            if len(Data_candels) >= 7_:
                Date_candel = Data_candels[0]
                High_candel = float(Data_candels[1])
                Low_candel = float(Data_candels[2])
                Open_candel = float(Data_candels[3])
                Close_candel = float(Data_candels[4])
                Volume_candel = Data_candels[5]
                Payani_candel = Data_candels[6]
                map_candels[i]={'Date':Date_candel,'High':High_candel,'Low':Low_candel,'Open':Open_candel,'Close':Close_candel,'Volume':Volume
        return map_candels
```

شکل ۴- تابع دریافت اطلاعات قیمتی از گذشته تابه‌حال

تابع محاسبه اندیکاتورMACD : این اندیکاتور که از محاسبه بر روی چندین میانگین وزنی و ساده به دست می‌آید؛ برای معامله‌گران بسیار پراستفاده است چراکه به‌صورت محاسباتی، فاز حرکتی سهم را می‌توان بر اساس آن تشخیص داد(شکل ۵).

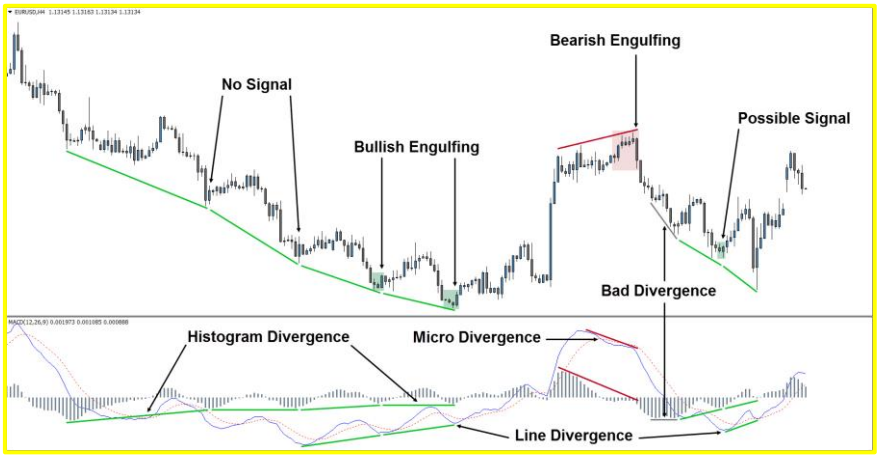
```
def Macd(candels):
    Days = [12, 26, 9]
    MacdHistogramList = {}
    if len(candels) > (10*Days[2]) :
        EmaList={}
        for d in range(0,len(Days)):
            EmaList[Days[d]]={}
            Sum = 0
            for i in range(0, Days[d]):
                Sum = Sum + candels[i]['Close']
            Sma = Sum / Days[d]

            for i in range(Days[d], len(candels)):...
        MacdList={}
        for i in range(Days[1], len(candels)):...
        EmaMacdList={}
        for i in range((Days[1]+Days[2]), len(candels)):...

        for i in range((Days[1] + Days[2]), len(candels)):
            Histogram = MacdList[i] - EmaMacdList[i]
            MacdHistogramList[i] = Histogram
    return MacdHistogramList
```

شکل ۵- تابع محاسبه اندیکاتورMACD

تابع محاسبه واگرایی‌ها بر روی اندیکاتور MACD: این تابع مقادیر محاسبه‌شده در اندیکاتور MACD را به‌عنوان ورودی گرفته و واگرایی خاصی را که این اندیکاتور و قیمت می‌توانند داشته باشد؛ نمایش می‌دهد. مثالی از واگرایی را که این تابع محاسبه می‌کند؛ می‌توان در شکل ۶ دید.



شکل ۶- واگرایی‌ها بر روی اندیکاتورMACD

الگوریتم این انواع واگرایی باقیمت در شکل ۷ قابل‌مشاهده است.

```
def Divergence_Macd(MacdHistogramList,candels):
    list_divergence = {}
    try:
        Days = [12, 26, 9]
        for p in reversed(range(0,(list(MacdHistogramList.keys())[-1]+1))):
            List1 = {}
            List2 = {}
            List3 = {}
            type_divergence = ""

            if MacdHistogramList[p] > 0:...


            if MacdHistogramList[p] < 0:...

            list_divergence[p]=type_divergence
        list_divergence = {k: v for k, v in sorted(list_divergence.items(), key=lambda item: item[0])}
        return list_divergence
    except:
        list_divergence = {k: v for k, v in sorted(list_divergence.items(), key=lambda item: item[0])}
        return list_divergence
```

شکل ۷- تابع محاسبه واگرایی بر روی اندیکاتورMACD

تابع شاخص کانال کالا[۳]CCI): این تابع که توسط دونالد لَمبرت کشف‌شده است؛ به پیش‌بینی روند قیمت به‌خصوص در بازارهای سهامی کمک شایانی می‌کند(شکل ۸).

```
def Cci(candels,period):
    ma_list = Ma(candels,period)
    mean_deviation_list = {}
    cci_list={}
    for x in range(period,len(candels)):
        sum_deviation = 0
        for i in range(0,period):
            tp = ((candels[x-i]['High']+candels[x-i]['Low']+candels[x-i]['Close'])/3)
            sum_deviation = sum_deviation + abs(ma_list[x]-tp)
        mean_deviation = sum_deviation/period
        if mean_deviation > 0:
            mean_deviation_list[x] = mean_deviation
        else:
            mean_deviation_list[x] = 0.1
    for i in range(period,len(candels)):
        tp = ((candels[i]['High'] + candels[i]['Low'] + candels[i]['Close']) / 3)
        cci = (tp-ma_list[i])/(0.015*mean_deviation_list[i])
        cci_list[i] = cci
    return cci_list
```

شکل ۸- تابع شاخص کانال کالا

تابع باند بولینگر(BB): این تابع که مطابق شکل ۹ به‌صورت ۳ خط در کنار قیمت درحرکت است؛ بیشینه، کمینه و متوسط ممکن برای قیمت را در بازه‌ای که در آن قرار داریم نشان می‌دهد.

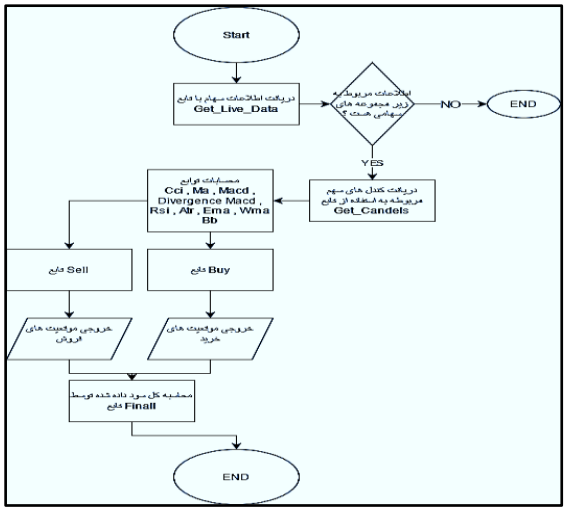
شکل ۹- باند بولینگر

الگوریتم محاسبات در شکل ۱۰ آورده شده است.

```
def Bb(candels,period_ma,number_dev):
    ma_list = Ma(candels,period_ma)
    bb_list = {}
    for i in range(period_ma,len(candels)):
        sum_dev = 0
        for x in range(0,period_ma):
            tp = ((candels[i-x]['High']+candels[i-x]['Low']+candels[i-x]['Close'])/3)
            sum_dev = sum_dev + pow((tp-ma_list[i]),2)
        dev = math.sqrt(sum_dev/period_ma)
        upper_bb = ma_list[i]+(number_dev*dev)
        lower_bb = ma_list[i]-(number_dev*dev)
        bb_list[i]={'upper_bb':upper_bb,'lower_bb':lower_bb}
    return bb_list
```

شکل ۱۰-تابع باند بولینگر

درنهایت شکل ۱۱ فرآیند الگوریتم معاملاتی پیشنهادی را به‌منظور تسهیل دستیابی به یک سیستم سرمایه‌گذاری مناسب با بازدهی معقول جهت به‌کارگیری در بورس اوراق بهادار تهران نمایش می‌دهد.



شکل ۱۱- نمودار روند فرآیند الگوریتم معاملاتی تسهیل دستیابی به سرمایه‌گذاری مناسب با بازدهی معقول

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

نتایج حاصل از ارزیابی مدل پیشنهادی نشان می‌دهد که در تمامی شرکت‌ها در هر دو گروه خودرو و ساخت قطعات و همچنین گروه فرآورده‌های نفتی، کک و سوخت هسته‌ای، دقت مدل بیش از ۵۵ درصد است. حداکثر دقت مدل در گروه فرآورده‌های نفتی، به اوراق بهادار شرکت پالایش نفت بندرعباس مربوط می‌شود که در حدود ۸۸,۹ درصد عمل می‌کند. در این مقاله، سیگنال‌های فروش صادره در نقاط حداکثری دارای عملکرد قابل توجهی بوده است. درواقع این سیگنال ها دارای خطای کمتری بوده و پیش‌بینی بهتری در مورد آن‌ها انجام می‌شود. علیرغم اینکه از شاخص‌های یکسانی در هر دو گروه خودرو و ساخت قطعات و گروه فرآورده‌های نفتی، کک و سوخت هسته‌ای استفاده شده است؛ دقت در هر یک از شرکت های موردبررسی دارای تفاوت معناداری است. می‌توان نتیجه گرفت که در نقاطی که سیگنال خرید می‌توان صادر کرد تا حدودی شاهد رفتار غیرقابل پیش بینی و منطبق بر ساختار آشوب‌گونه هستیم به طوری که دقت کمتری در مقایسه با نقاط حداکثری شاهد وجود دارد. علاوه بر این می‌توان نتیجه گرفت که:

- عملکرد بهتر مدل در پیش‌بینی نقاط فروش را می‌توان به خصوصیات مشترک بیشتر نقاط سقف ارتباط داد و اینکه درک و شناسایی نقاط سقف برای مدل بسیار ساده‌تر از سایر نقاط است.

- تصمیم در سقف، فارغ از وابستگی آن ها به صنایع مختلف، دارای رفتاری مشابه است. قیمت‌ها در نقاطی که سیگنال فروش داده می‌شود؛ الگویی بسیار مشابه و قابل‌فهم دارند درحالی‌که این موضوع برای نقاط کف یا نقاط مابین نقاط سیگنال فروش در سقف و سیگنال خرید در کف صادق نیست. درواقع مدل زمان ریزش قیمت‌ها را نسبت به بی‌تحرکی و صعود قیمت‌ها راحت‌تر شناسایی می‌کند.
- با اینکه از متغیرهای یکسان در صنایع مختلف جهت پیش بینی استفاده شده است؛ اما دقت مدل در صنایع مختلف متفاوت و معنادار است و به نظر می‌رسد رفتار آشوبناک در صنایع مختلف دارای سطحی برابر نیست. بدین معنا که رفتار مبتنی بر احتمالات شرطی در بعضی صنایع بالاتر است.
- عدم تناسب در همبستگی و دقت در صنایع مختلف، نشان از رفتار غیرخطی قیمت‌ها دارد.
- رفتار قیمت‌ها در برخی از صنایع، خطی، برخی دیگر، احتمالی و در برخی موارد آشوبناک است.
- آنچه مسلم است درزمینه پذیرش و تعمیم رفتار غیرخطی قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار مشکل چندانی وجود ندارد اما نمی‌توان با اطمینان کامل در مورد رفتار احتمالی، غیرقطعی و آشوبناک قیمت‌ها اظهارنظر کرد. ازاین‌رو در روش‌های پیش‌بینی که مبتنی بر سناریوسازی و بیان اتفاقات آتی بر مبنای احتمالات است؛ باید بااحتیاط عمل کرد.

سیگنال‌های دریافت شده منجر به دریافت بازدهی مطلوب و بالاتر از شاخص کل بورس تهران شده است. به‌کارگیری تکنیک‌های داده‌کاوی، به‌منزله فرصتی برای کمک به سرمایه‌گذاران منجر به عملکرد بهتر می‌گردد. الگوریتم هوشمند و جدید ارائه‌شده در این مقاله، نسبت به سایر روش‌های تحلیلی بر روی‌داده های بازار بورس، خطای کمتری دارد و سرمایه گذاری با این روش به صورت هوشمندانه‌تر انجام می‌پذیرد. بنابراین پیشنهاد می‌شود شرکت‌های سبد گردانی و تأمین سرمایه برای تصمیم‌گیری نسبت به فروش، خرید و یا نگهداری اوراق بهادار، از این الگوریتم استفاده کنند. بهره‌مندی از مدل ارائه‌شده موجب خواهد شد سرمایه‌گذار بداند سرمایه را به چه سهامی تخصیص دهد تا ریسک سرمایه‌گذاری به حداقل برسد و مدیریت سرمایه به‌گونه‌ای بهتر انجام شود.

استفاده از سایر اطلاعات صورت های مالی و مؤلفه‌های بنیادی و زمانی در جهت تعیین شاخص‌ها، رویکردهای عدم قطعیت (منطق فازی) جهت پیش‌بینی نقاط سیگنال و متن‌کاوی جهت ایجاد متغیرهای کیفی در پژوهش، به‌عنوان تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود.

منابع

۱) اوون ودرال، جیمز (۱۳۹۵)، "فیزیک مالی"، حسین عبده تبریزی، تهران، نشر نی، (۲۰۱۳).

۲) راعی, رضا و فلاح‌پور, سعید. (۱۳۹۰). طراحی مدلی برای مدیریت فعال پرتفوی با استفاده از VaRو الگوریتم ژنتیک. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی, ۱۸(۶۴), ۱۹-۳۴.

۳) رستگار, محمد علی و صداقتی پور, امین. (۱۳۹۷). ارایه سیستم معاملات الگوریتمی برای قرارداد آتی سکه طلا مبتنی بر داده‌های درون-روزی. دانش سرمایه‌گذاری, ۷(۲۸), ۴۹-۶۸.

۴) سعیدی کوشا, مهدی و محبی, سعید. (۱۴۰۰). بهینه‌سازی پرتفوی سهام با استفاده از مقایسه الگوهای مختلف تکنیکال. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار, ۱۲(۴۹), ۱۰۴-۱۲۵.

۵) شیبت الحمدی، سید احمد و اسفندیار، مهدی.(۱۳۹۳)، کاربرد الگوریتم ژنتیک چندهدفه NSGA II در انتخاب پرتفوی بهینه در بورس اوراق بهادار، نشریه: پژوهشگر (مدیریت) ۱۱ (۳۴) ۲۱-۳۴.

۶) عالم تبریز، ، زندیه. (۱۳۸۷)، "الگوریتم های فرابتکاری در بهینه سازی ترکیبی"، تهران، نشر صفار.

۷) فلاح‌پور، سعید، گل ارضی، فتوره چیان. (۱۳۹۲)، پیش‌بینی روند حرکتی قیمت سهام با استفاده از ماشین بردار پشتیبان بر پایه الگوریتم ژنتیک در بورس اوراق بهادار تهران، مجله علمی تحقیقات مالی، ۱۵(۲)، ۲۶۹-۲۸۸.

۸) کِنِدی، جفری (۱۳۹۸)" راهنمای بصری امواج الیوت"، مهدی میرزایی، تهران، نشر آراد، (۲۰۱۳).

۹) کیوانپور, محمدرضا، حسن زاده، مرادی. (۱۳۹۳) "مباحث پیشرفته در داده‌کاوی"، تهران، نشر دانشگاهی کیان.

۱۰) مشاری, محمد, دیده خانی, حسین. (۱۳۹۹). بررسی قابلیت پیش‌بینی پذیری نقاط شروع و پایان روند کوتاه مدت قیمت سهام با استفاده از شبکه احتمالات بیزین. راهبرد مدیریت مالی, ۸(۱), ۳۹-۶۴.

۱۱) مورفی، جان (۱۴۰۰)، "تحلیل فنی در بازار سرمایه"، کامیار فراهانی فر، قاسمیان لنگرودی، تهران، انتشارات چالش، (۱۹۹۹).

12) Alkhatib, Khalid (2022). A New Stock Price Forecasting Method Using Active Deep Learning Approach. Journal of Open Innovation Technology. 8(2), 96.

13) Bollerslev, T. (2014). Stock return predictability: statistical inference and international evidence. Journal of Quantitative Analysis, 49(3), 633-661.

14) Chang, P. C. (2012). A novel model by evolving connected neural network for stock price trend forecasting. Expert Systems with Applications, 39(1), 611-620.

15) Chen, Y. S. Cheng, C. (2016). A study of ANFIS-based multi- factor time series models for forecasting stock index. Applied Intelligence, 45(2), 277-292

16) Choudhry, R. (2008). A hybrid machine learning system for stock market forecasting. World Academy of Science, and Technology, 39(3), 315-318.

17) Cohen, G. (2022). Algorithmic Trading and Financial Forecasting Using Advanced Artificial Intelligence Methodologies. *Mathematics*, 10(18), 3302.

18) Fenghua, W. E. N. (2014). Stock price prediction based on SSA and SVM. Procedia Computer Science, 31, 625-631.

19) Ghosh, I., & Jana, R. K. (2023). A granular machine learning framework for forecasting high-frequency financial market variables during the recent black swan event. Technological Forecasting and Social Change, 194, 122719.

20) Hadavandi, E., (2010). Integration of genetic systems and artificial neural networks for stock price forecasting. Knowledge-Based Systems, 23(8), 808-800.

21) Hafezi, R. (2015). A bat-neural network multi-agent system for stock price prediction: a Case study of DAX stock price. Applied Soft Computing, 29, 196-210.

22) Hajimiri, H. (2022). Use of Genetic Algorithm to Optimize Technical Analysis in International Stock Market. Journal of Cyberspace Studies, 6(1), 21-29.

23) Hamzaçebi, C. (2009). Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting. Expert Systems with Applications, 36(2), 3839-3844.

24) Jog, V. (2003). Voluntary disclosure of management earnings forecasts in IPO prospectuses. Journal of Business Finance & Accounting, 30(1-2), 125-168.

25) Kabbani, T., & Duman, E. (2022). Deep reinforcement learning approach for trading automation in the stock market. IEEE Access, 10, 93564-93574.

26) Kumbhare, P. (2023). Algorithmic Trading Strategy Using Technical Indicators. 11th International Conference on Emerging Trends in Engineering & Technology-Signal (ICETET-SIP) (pp. 1-6). IEEE.

27) Lahmiri, S. (2016). Intraday stock price forecasting based on variational mode decomposition. Journal of Computational Science, 12, 23-27.

28) Lauguico, Sandy (2019). A Fuzzy Logic-Based Stock Market Trading Algorithm Using Bollinger Bands. 1-6. 10.1109/HNICEM48295.2019.9072734.

29) Padovani, Matheus (2021). A stock trading algorithm based on trend forecasting and time series. ENIAC. 422-433. 10.5753/eniac.2021.18272.

30) Tan, L. (2017). A new adaptive network-based fuzzy inference system with adaptive adjustment rules for stock market volatility forecasting. Information Processing Letters, 127, 32-36.

31) Wang, Y. F. (2003). Mining stock price using fuzzy rough set system. Expert Systems with Applications, 24(1), 13-23.

یاداشت‌ها

1 Amibroker
2 Python
3 Commodity Channel Index

A trading algorithm to establish a suitable investment system with a reasonable return (Case study: Tehran Stock Exchange)

Receipt: 19/07/2023 **Acceptance: 08/01/2024**

Hassan Torabi[1]
Mehdi Bararnia firouzjaei[2]

Abstract

One of the most important issues in modern financial markets is finding efficient ways to summarize and visualize stock market information. The purpose of this paper is to discover a method to reduce risk and increase investment returns. By analyzing the mass volume of Tehran stock market data as a case study, and finding the relationships between the data and the discovery of their hidden information that has a significant impact on investors' decisions; an algorithm was designed. Moreover, the data from the automobile industry and oil products and the index of various industries were utilized from 2018 to 2022, and modeling was done by twenty technical indicators. The results of this research showed that mentioned model has a significant performance in identifying and predicting the sales signals issued at the maximum points and the prediction is done with acceptable accuracy. Portfolio management and capital supply companies can use this trading algorithm to make decisions regarding the sale, purchase or holding of securities.

Keywords

Trading Algorithm, Investment Return Rate, Stock Market Index and Forecast, Portfolio

1-Faculty of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran. (Corresponding Author) h_torabi@mut.ac.ir
2-Faculty of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran. mehdibararnia68@gmail.com