فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و هفتم / تابستان ۱۴۰۰

# کالیبراسیون اندیکاتورهای تحلیل‌تکنیکال با استفاده از الگوریتم آتوماتای سلولی به منظور استفاده در معاملات باتواتر بالا

سیدعلیرضا احمدی[۱]
سیدعلی پایتختی اسکویی[۲]
سیروس فخیمی آذر[۳]
یونس بادآور نهندی[۴]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۹/۰۵/۱۶ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۰۸/۲۱

## چکیده

هدف این پژوهش بومی سازی شاخص‌های تحلیل‌تکنیکال در بازار بورس اوراق بهادارتهران به منظور پیش‌بینی روندهای حرکت قیمت سهام در پیاده‌سازی انجام معاملات بابسامد بالا به روش مومنتوم می‌باشد. دراین پژوهش با استفاده از الگوریتم آتوماتای‌سلولی به کالیبراسیون اندیکاتورهای میانگین‌متحرک نمایی، بولینگر باندز، شاخص قدرت نسبی، درجه‌تغییرات، اندیکاتور استوکاستیک و اندیکاتور شاخص جریان مالی پرداخته شد. داده‌های بررسی شده به عنوان جامعه آماری، معاملات انجام شده در بورس اوراق بهادار تهران طی بازه سه ساله از ۱۳۹۵/۰۵/۰۱ الی ۱۳۹۸/۰۴/۳۱ می‌باشد. نتایج بدست آمده گویای لزوم تغییر دوره‌های تناوب محاسبات اندیکاتورها می‌باشد، بطوری‌که اندیکاتورهای میانگین متحرک نمایی از ۱۴ روز به ۲ روز، بولینگرباندز از ۲۰ روز به ۲ روز، شاخص قدرت نسبی از ۱۴ روز به ۱۳ روز، درجه تغییرات از ۱۲ روز به ۲ روز ، اندیکاتور استوکاستیک از ۱۴ روز به ۴ روز و اندیکاتور شاخص جریان مالی از ۱۴ روز به ۲۰ روز تغییر پیدا کرد. نتیجه این تغییرات منجر به افزایش قدرت پیش‌بینی به ترتیب اندیکاتورهای یاد شده ۱,۳۵٪ ، ۳۶,۹۰٪، ۱,۸۹٪، ۳۰,۵۲٪، ۶۴,۲۰٪، ۰,۲۴٪ گردید.

## کلمات کلیدی

معاملات باتواتر بالا، آتوماتای‌سلولی،کالیبراسیون، اندیکاتور ، تحلیل‌تکنیکال

۱-گروه مهندسی مالی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران. a_ahmadi44@yahoo.com
۲-گروه اقتصاد، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران. (نویسنده مسوول) paytakhti@iaut.ac.ir
۳-گروه مدیریت، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران. fakhimi.tabriz.un@gmail.com
۴-گروه حسابداری، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران. nahandi.tabriz.un@gmail.com

**مقدمه**

پیش‌بینی حرکت قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار یک چالش بزرگ برای معامله‌گران بوده است. زمینه اصلی نگرانی هر معامله‌گر انتخاب زمان ایده‌آل برای خرید و فروش است. خطاها در پیش‌بینی قیمت سهام ممکن است ضررهای زیادی را به همراه داشته باشد، مخصوصا که در عصر حاضر با گسترش بازارهای مالی پیش‌بینی روند حرکتی قیمت‌آتی‌سهام همیشه کار بسیار دشواری می‌باشد. تجزیه و تحلیل تکنیکال به عنوان یکی از روش‌های تحلیل بازار به دلیل دخالت عامل انسانی با بزرگترین چالش روبرو است. از آنجایی‌که انتظارات از یک فرد به راحتی قابل اندازه‌گیری و قابل پیش‌بینی نیست لذا تمام تصمیم گیری ایشان نمی‌تواند بر اساس یک روند مشخصی صورت بگیرد. مدیریت سرمایه‌گذاری نیاز به ذهن آرام و ارزیابی عینی همه شرایط دارد زیرا احساسات اغلب به لبه پرتگاه منتهی می‌شوند.

همچنین شرایط متفاوت محیط‌های کلان اقتصادی کشورها مانند بی‌ثباتی، عدم اطمینان و تورم ناشی از استراتژی‌های رشد اقتصادی اتخاذ شده‌ی آنها موجب گردیده تا نتایج واحدی از تحلیل‌تکنیکال در محاسبات بدست نیاید. در پژوهشی تیان، وان و گوو[1] به دنبال بررسی بازده قوانین معاملات تکنیکال و کارایی بازارهای مالی و همینطور بازارهای‌نوظهور (بازارهای سهام چین) و بازارهای توسعه‌یافته (بازارهای سهام ایالات متحده) بودند. به منظور بررسی اینکه کدام بازارها قوانین معاملاتی تکنیکال را با کارایی بهتری در انتظارات تغییر قیمت سهام تحت سطوح مختلف پوشش می‌دهند. آنها نتیجه گرفتندکه برای بازار ایالات‌متحده قبل از سال ۱۹۷۵ امکان اعمال قوانین تحلیل‌تکنیکی و امکان پیش‌بینی تغییرات در قیمت و بازده سهام وجود داشته است. در حالی که از سال ۱۹۷۵ تا ۱۹۹۱ ، این قوانین در نتیجه افزایش کارآیی بازار آمریکا ناچیز است.به گفته چانگ و همکاران [2] کشورهای نوظهور، برای سرمایه‌گذارانی که به دنبال تنوع سبدسهام و بازده‌مالی بالاتر از میانگین قابل دستیابی از بازارهای تلفیقی کشورهای توسعه‌یافته بودند، به بازارهای جذاب تبدیل شده‌اند. بازارهای نوظهور از آنجا که شباهت زیادی به بازارهای کشورهای توسعه‌یافته داشته و با بازارهای کشورهای درحال‌توسعه متفاوت هستند و این تفاوت باعث می‌شود آنها پویاتر و جذاب‌تر برای سرمایه‌گذاران خارجی باشند لذا این موضوع بر رابطه بین نوسانات قیمت و خصوصیات اقتصادکلان تأکید دارد. چه‌بسا این اتفاق برای سرمایه‌گذار افتاده است که در نمودار با استفاده از ترسیم خط‌روند و فیبوناچی موقعیتی صعودی در نمودار تشخیص داده شده و چند لحظه بعد از ورود به معامله قیمت نمودار نزولی شده و سرمایه‌گذار را متحمل ضرر می‌کند.

بنابراین امروزه نیاز به استفاده از تکنولوژی و معاملات‌الگوریتمی امری اجتناب ناپذیر است. این الگوریتم‌ها برای انجام معاملات، بررسی‌های لازم را از جنبه‌های گوناگونی مانند زمانبندی، قیمت و حجم،

روی سفارشات و بازار انجام داده و تصمیم می‌گیرند. این امر کمک می‌کند تا بازارسرمایه به روشی اصولی‌تر و به دور از دخالت احساسات انسانی پیش رود که برخی از نتایج آن دسترسی آسان به بازارها، کاهش کارمزد، افزایش نظارت بر معاملات، مدیریت جریان سفارشات بزرگ، واکنش سریع به تغییرات و افزایش عمق بازار می‌باشد [3]. معاملات‌الگوریتمی در سرتاسر جهان، از آمریکا و اروپا تا هند و چین و سنگاپور درحال بیرون راندن کامل معاملات سنتی و شرکت‌هایی که با این روش‌ها عمل می‌کنند از بازارهای این کشورها هستند. رقابت بین شرکت‌های سرمایه‌گذاری برای استفاده از این روش‌های مدرن بالا گرفته و معاملات‌الگوریتمی جزء جدایی ناپذیر بازارهای سرمایه شده‌اند.در آینده نقش انسان در بازارهای جهانی تنها به خلاقیت و ایجاد نوآوری در استراتژی‌ها و روش‌های جدید معاملات محدود می‌شود، نه رصد بازار و انجام معاملات، چرا که کامپیوترها هنوز نتوانسته‌اند خلاق‌تر از بشر ظاهر شوند. همچنین در نهایت این انسان است که کامپیوترها را برنامه‌ریزی می‌کند. پس در آینده خلاقیت‌های انسانی در نوشتن و صدور الگوریتم‌های پیچیده‌تر نقش بسازایی دارند.متخصصین برای انجام معاملات الگوریتمی چهارمرحله را در نظر می‌گیرند که عبارتند از رصد بازار،پوزیشن‌گیری، مدیریت پوزیشن‌های بازشده و مدیریت ریسک‌معاملات. درهمین راستا می‌توان گونه‌ای از معاملات‌الگوریتمی تحت عنوان معاملات با بسامد بالا که امکان فروش/ خرید سهم را تنها در فاصله‌ی زمانی پنج دهم ثانیه فراهم می‌کنند را معرفی نمود. معمولا معاملات پربسامد را دوپینگ معاملات‌الگوریتمی می‌دانند. توسط این الگوریتم‌ها اجرای هزاران معامله درکمترین زمان و بیشترین سرعت با هدف دریافت سود کم اما به تعداد زیاد ممکن خواهد شد. نتیجه تجمع سودهای حاصل از این معاملات پرتعداد در نهایت همان سود زیادی است که همواره هدف نهایی در بازارسرمایه محسوب می‌شود. این معاملات کاملا در تضاد با سرمایه‌گذاری و معاملات سنتی هستند که بصورت روزانه انجام می‌شوند. یکی از استراتژی‌های معاملات پربسامد شامل پیش‌بینی روندهای بازارکوتاه مدت بر مبنای اطلاعات تاریخی معاملات و سود بردن از نوسان است که به استراتژی مومنتوم معروف است [3].

معاملات مومنتومی به دنبال تشخیص جهت حرکت‌های قیمتی است که انتظار می‌رود این حرکت‌ها برای مدتی (از چند دقیقه تا چند ماه) ادامه داشته باشند. زمانی که الگوریتم کامپیوتری جهت را تشخیص دهد معامله‌گران یک یا چند معامله متناوب با سفارشات کلان را روی تابلو معاملات قرار می‌دهند. به دلیل اندازه بزرگ سفارشات حتی تغییرات کوچک در قیمت‌ها منجر به سودهای هنگفتی در طول زمان می‌شود. به‌دلیل آن‌که موقعیت های معاملاتی مبتنی بر معاملات مومنتوم، باید برای مدت زمانی نگهداری شوند ضرورتی برای انجام معاملات پرسرعت در کسری از ثانیه وجود نداردکه همین امر باعث می‌شود در

هزینه‌های زیرساختی که به عنوان یکی از موانع گسترش معاملات پرتواتر است، صرفه جویی قابل توجهی به عمل آید.

بنابراین درپژوهش حاضر ما با استفاده از الگوریتم آتوماتای سلولی به دلیل توانایی این روش در مدل‌سازی رفتارهای دینامیکی و معنی‌دار سازی مدل ها در فضای چندبعدی [4] و همچنین توانایی تفسیر پارامترها و رویدادهای مالی واقتصادی [5] اقدام به کالیبراسیون اندیکاتورهای میانگین متحرک نمایی، بولینگرباندز، شاخص قدرت‌نسبی، درجه تغییرات، اندیکاتور استوکاستیک و اندیکاتور شاخص جریان مالی، به عنوان اولین گام ورود به معاملات پرتواتر پرداخته و متغیرهای کالیبره شده‌ی این شاخص‌ها را در بورس تهران جهت کمک به سرمایه‌گذاران برای ایجاد استراتژی معاملاتی (استراتژی مومنتوم) خود با هدف دستیابی به درآمد بیشتر در هنگام معاملات ارایه می‌دهیم.

**پیشینه تحقیق**

صحنه‌گردان معامله‌گران با فرکانس بالا کارگزارانی دارای سیستم‌های با سرعت واکنش بالا هستند و می‌توانند بازار را به طور موثر رصدکنند. بنابراین معاملات بابسامد بالا می‌تواند توان نظارت کارگزاران سنتی را تقویت نموده و نقدینگی را بهبود بخشد. در پژوهشی جارو و پورتر[6] مزایای سرعت نسبی معامله از طریق روش فرکانس‌بالا را در یک محیط دارای آربیتراژ بررسی نمودند. آنها یک اقتصاد متعادل را با معامله‌گران عادی، و معامله‌گران با فرکانس‌بالا مدل کردند. معامله‌گران با فرکانس بالا به دلیل بهرمندی از سرعت بالا، به طور متوالی و مداوم اقدام به انجام معامله می‌کنند، درحالیکه معامله‌گران عادی در بازه‌های زمانی بصورت گسسته قادر به انجام معامله هستند. ایشان دریافتند که در شرایط بدون کنترل، معاملات با بسامدبالا می‌تواند با اجرای دستورات معاملاتی، درحداقل نوسانات قیمتی نیز سودآور باشد. بلداف و مولنر[7] در مدل تعامل بین معامله‌گران فرکانس بالا و تحلیل‌گران بنیادی در بورس‌های متعدد استدلال می‌کنند که پیش‌بینی رفتار معاملات پرنوسان مانع کسب اطلاعاتی می‌شود که از طریق آن بتوان قیمت دارایی‌ها را مدل نمود. هاگسترومر،نوردن و ژانگ[8] به تحلیل ابزار نظارت بر بازار سازان فرکانس بالا، نوسان‌گیران و معامله‌گران سنتی پرداختند. طبقه بندی معامله‌گران با استفاده ازتمرکز برروی شناسه معامله‌گران بورس سهام نزدک[1] انجام می‌شد. معامله‌گران سپس به معامله‌گران حقوقی و معامله‌گران با فرکانس بالا تقسیم می‌شدند. نتیجه تحقیقات محققین نشان می‌دهد که معامله‌گرانی که از روش معاملات‌بافرکانس‌بالا استفاده می‌کنند، زمانی که تقاضای سنگینی برای خرید وجود دارد، نقدینگی بیشتری وارد بازار می‌کنند. بسیاری از الگوریتم‌ها بر کیفیت داده‌های بازار و سیستم‌های اطلاعات معاملاتی متکی هستند. این ارتقای زیرساخت‌ها به طور قابل توجهی به افزایش معاملات رایانه‌ای[2] کمک

می‌کند. به عنوان مثال اولین رویداد علمی برای الگوریتم‌های معاملاتی در موضوع ارتقای فناوری سیستم معاملاتی بورس نیویورک[۳] به نام اتوکیو[۴] است. با ارتقاء اتوکیو در بازار، نقدینگی بزرگ (به طور کلی بیش از ۱۵،۰۰۰ سهام) در کنار بهترین پیشنهاد (هندرشوت،جونز و منکولد[9] ) نمایش داده می‌شود. این ارتقا به الگوریتم‌های معاملاتی اجازه می‌دهد تا بازار را بهتر رصدکرده و معاملات را بر طبق آن انجام دهد. آنها همچنین از اتوکیو به عنوان ابزاری برای تجزیه‌وتحلیل اثرات علمی معاملات الگوریتمی در بورس نیویورک در بازه زمانی دسامبر ۲۰۰۲ تا ژوئیه ۲۰۰۳ استفاده کردند. محققین دریافتند که معاملات‌الگوریتمی با کاهش هزینه‌های انتخاب نادرست سهام، نقدینگی را بهبود می‌بخشد. معاملات‌الگوریتمی علاوه بر کاهش نوسانات قیمتی در معاملات ، کشف قیمت و همچنین زمان کشف قیمت را بهبود می‌بخشد. هندرشوت، جونز و منکولد [9] دریافتند که این نوع معاملات موجب بهبود نقدینگی و کشف قیمت می‌شود. درمطالعه دیگری توسط هندرشوت و همکاران[10] در بازار بورس آلمان روی سیستم‌های معاملات خودکار صورت گرفت که از جمله مشخصات این بازار امکان تشخیص بین معاملات عادی و الگوریتمیک بود این مطالعه نشان داد بیش از نیمی از معاملات روی ۳۰ سهم اول پرمعامله ( با معیار حجم ) توسط معاملات‌الگوریتمیک انجام می‌شود و سیستم‌های معاملات‌خودکار بهتر از انسان‌ها توانسته‌اند به سوی بازده سرمایه به دلیل ارزش‌گذاری درست سهام ، حرکت کنند. به عبارت دیگر این سیستم‌ها به خوبی می‌توانند دارایی‌های مالی را قیمت گذاری کنند. همچنین هیچ شواهدی دال بر دستکاری قیمتی(پراکندگی بالا) برای این‌نوع سیستم های معاملاتی پیدا نشد. لو و همکاران [11] نشان دادند که تحلیل‌تکنیکال از سامانه ارائه شده توسط سیستمهای معاملات رایانه‌ای با تأکید بر شناسایی الگوهای بصری در سری قیمت دارایی سود می‌برد. برای افزایش پیش‌بینی روند روزانه قیمت سهام ، یوزنگ ژایی و همکاران [12] سیستمی مبتنی بر الگوریتم بردارپشتیبان[۵] را ارائه داده‌اند که ترکیبی از شاخص‌های تکنیکال و اخبار مربوط به آن سهم است و برای هر روز معاملاتی هفت شاخص تکنیکال از قیمت‌های پنج روز گذشته محاسبه شده و دو گروه از اخبار منتشر شده و دو طبقه بندی که نشان دهنده قیمت سقف و قیمت کف است برای نشان دادن حرکت قیمت روز بعد در نظر گرفته می‌شود. این سیستم با استفاده از منبع منفرد یعنی اخبار یا شاخص‌های تکنیکال به دقت بالاتری دست یافته است.چن و همکاران [13] برای افزایش کیفیت پشتیبانی از تصمیم و سودآوری سرمایه‌گذاران روش تحلیل‌تکنیکی جدیدی را برای پیش‌بینی بازار سهام ارائه می‌دهند که این تکنیک‌ها از طبقه‌بندی مبتنی بر روند ، انتخاب شاخص و پیش‌بینی سیگنال معاملات بورس استفاده می‌کندکه می‌تواند به‌عنوان یکی از روش‌های داده‌کاوی درپیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری مورد استفاده قرار بگیرد. حسن و

همکاران [14] در کار خود از تعدادی تکنیک‌ماشین‌یادگیر[۶] برای پیش‌بینی قیمت‌های آینده سهام استفاده کردندکه این تکنیک‌ها از ترکیب نتایج الگوریتم های مختلف ماشین‌یادگیری تشکیل شده است. برای تقویت بیشتر عملکرد پیش‌بینی، دو شاخص تکنیکال محبوب و پرکاربرد با الگوریتم‌های ماشین یادگیر ترکیب شده‌اند. برای ارزیابی تکنیک‌های پیشنهادی از داده های حجم و قیمت‌های تاریخی طی ۱۵ ماه گذشته از سه سهام برجسته استفاده شده است. این الگوریتم‌ها قیمت‌های ۱ روزه ، ۱ هفته‌ای و ۱ ماهه پیش رو این سهام را پیش‌بینی می‌کنند. نتایج نشان می‌دهد که رویکرد گروه ماشین‌یادگیر در ترکیب با شاخص‌های تکنیکال اغلب نتایج بهتری را ارائه می‌دهد و خطای پیش‌بینی کمتری دارد. سیلوا [15] ازالگوریتم شبکه‌عصبی بازگشتی برای پیش‌بینی قیمت سه بازار سهام استفاده کرد. وی دریافت هنگامی‌که از متغیرهای اقتصادی به عنوان ورودی و داده های تاریخی استفاده می‌شود پیش‌بینی قیمت واقعی بهتر صورت می‌گیرد. در پیش‌بینی بازار بورس، شبکه های عصبی به دلیل توانایی آنها در اداره سیستم‌های پیچیده غیرخطی به عنوان موفق‌ترین در بین مدل های ماشین‌های یادگیر نشان داده شده است. فاگیولو و رونتینی[16] یافتن ابزارهای مناسب را برای بررسی رفتارهای دقیق مدل، با توجه به تنظیمات پارامترهای مختلف اعداد تصادفی و شرایط اولیه مطرح می‌کنند آنها عنوان می‌کنند که پس از موفقیت آمیزبودن این جستجو می توانید با خیال راحت به سمت کالیبراسیون و اعتبار سنجی حرکت کرده و در آخر از الگوی تمرینات خط مشی استفاده کنید.

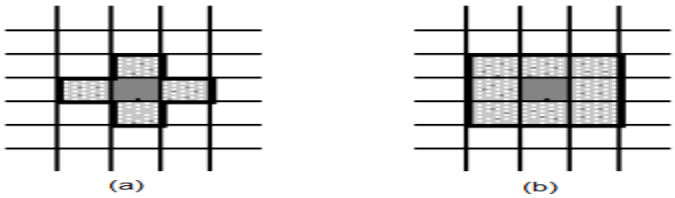
با توجه به تحقیقات صورت‌گرفته به نظر می‌رسد به منظور جلوگیری از زیان سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی برای هر اقتصادی می‌بایست به فراخور شرایط اقتصادی و باورهای رفتاری جامعه "تئوری‌های مالی رفتاری" [17]، مقادیرپارامترهای تصمیم گیری معاملات قبل از استفاده در تحلیل ها کالیبره شده وسپس بکار گیرند. ما در این پژوهش با استفاده از قابلیت های الگوریتم آتوماتای سلولی به کالیراسیون این متغیرها می پردازیم.

**ادبیات و چارچوب نظری**

تجزیه‌وتحلیل‌تکنیکال مبتنی بر استفاده از شاخص‌های تکنیکال سهام در بورس است که طبق مجموعه‌ای از پارامترها پیکربندی می‌شوند. این شاخص‌ها محاسبات ریاضی هستند که معامله‌گران طی روز در نمودارهای خود به منظور پیش‌بینی تکامل قیمت از آنها استفاده می‌کنند. معامله‌گر از شاخص‌ها به دو روش تأیید حرکت قیمت و تشکیل سیگنال‌های بلند و کوتاه استفاده می‌کنند[18] . یکی از مهمترین ویژگی‌های تحلیل‌تکنیکی انطباق آن با (تقریباً) هر ابزار مالی است که شامل سهام، اوراق قرضه، شاخص سهام، ارز، طلا، نفت و هر ابزار معاملاتی که در بازار اوراق بهادار سازمان وجود دارد. علی‌رغم

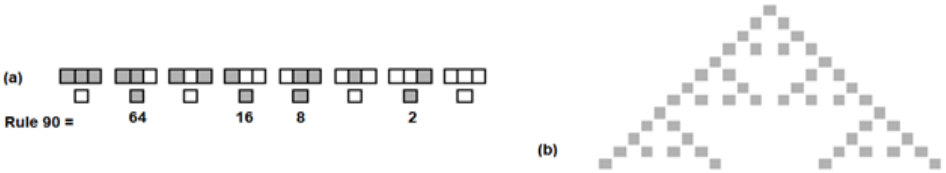
اصطلاحات و روش‌های مختلف، تجزیه‌وتحلیل‌تکنیکی ممکن است وسیله‌ای مؤثر برای استخراج اطلاعات مفید از قیمت‌های بازار باشد[19] . شاخص‌های تکنیکال در دو گروه شاخص‌های پیش‌رو و شاخص‌های پس‌رو طبقه بندی می‌شوند. نمونه‌هایی از شاخص‌های تکنیکال عبارتند از شاخص میزان تغییر[۷] ، شاخص قدرت نسبی[۸] ، میانگین متحرک، شاخص کانال کالا[۹] و حجم تعادلی[۱۰]. شاخص‌های پیش‌رو سیگنال‌هایی را تولید می‌کنند که پیش از حرکت قیمت‌ها تولید می‌شود. آنها نمایانگر نوعی حرکت قیمت در طی یک دوره برگشت ثابت هستند. شاخص قدرت نسبی یکی از محبوب‌ترین شاخص‌های پیش‌رو است[20] . شاخص‌های پس‌رو برای پیگیری عملکرد قیمت طراحی شده اند. آنها معمولاً به عنوان شاخص‌های پیروی از روند گفته می‌شوند. نمونه‌هایی از شاخص‌های پس‌رو، میانگین متحرک هستند[18] .برخی از شاخص‌های دیگر وجود دارند که به عنوان شاخص‌های پیش‌رو در نظر گرفته می‌شوند (اما با اندکی تأخیر) مانند میانگین متحرک واگرایی/همگرایی[۱۱] و شاخص متوسط مقاومت نسبی متحرک[21] .تلاش برای بهینه‌سازی شاخص‌های تکنیکال عمدتاً بر دو روند اصلی متمرکز شده است که عبارتند از ایجاد قوانین جدید معاملات با استفاده از مجموعه شاخص‌ها و بهینه‌سازی پارامترهای شاخص. بسیاری از تجزیه‌وتحلیل های فنی شامل شناسایی الگو با استفاده از نمودارهای فرکانس مشخص (آنی، روزانه، هفتگی) است که قیمت‌های بازگشایی، سقف، کف و بسته شدن و همچنین حجم معاملات را به نوعی نشان می‌دهد[22] . با توجه به ماهیت ریاضی آنها شاخص‌های تکنیکال اغلب به اشتباه تفسیر می‌شوند. با این حال از آنجا که استراتژی‌های معاملاتی تکنیکی نیاز به معاملات مکرر دارند پیش‌بینی در مورد بازده ممکن است به معنای افزایش بازده‌ها پس از در نظرگرفتن هزینه‌های معامله نباشد[23] . معاملات پربسامد مجموعه‌ای از توافقات و ابزارهای تکنولوژیکی را که برمبنای تعدادی از استراتژی‌های مختلف شامل می‌شوند را بکار می‌گیرند.بیشتر سود استراتژی‌ها از تغییرات کم قیمت و سرعت گردش بالای سرمایه ناشی می‌شود. حوزه‌هایی‌که بیشتر از این استراتژی‌ها استفاده می‌کنند، اغلب به سه طبقه بازارگردانی،آربیتراژ و هدایت کننده تقسیم می‌شوند بنابراین معاملات پربسامد، معاملات بسیارکمّی هستند که این معاملات آخرین پیشرفت‌های سیستم‌های رایانه‌ای و ارتباطی را به‌کار می‌گیرند. الگوریتمی که برای شناسایی محدوده‌های بهینه‌ی اندیکاتورهای استراتژی مومنتوم در این تحقیق استفاده می‌شود الگوریتم آتوماتای سلولی است. آتوماتای‌سلولی یک مدل ریاضی برای سیستم‌هایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده با هم همکاری می‌کنند. در آتوماتای‌سلولی یک مجموعه منظم ازسلول‌ها وجود داردکه هرکدام می‌توانند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متناهی است مقداردهی شوند. این سلول‌ها به صورت همگام و در زمان‌های‌گسسته برطبق یک قانون محلی بروزرسانی

می‌شوند. محلی بودن به این معناست که در تعیین مقدار جدید هرسلول، سلول‌هایی که در همسایگی وی هستند تاثیرگذار هستند و سلول‌های دورتر تاثیری ندارند. شبکه سلول‌ها می‌تواند ابعاد متفاوتی ازجمله یک، دو و یا بیشتر داشته باشد [24]. یک سلول همسایه‌ی سلول دیگر گفته می‌شود اگر بتواند آن سلول را در یک مرحله و براساس قانون حاکم تحت تاثیر قرار دهد. برای سلول‌های همسایه حالت‌های مختلفی وجود دارد که مهمترین مدل‌های آن برای آتوماتای سلولی دوبعدی عبارتند ازمدل نیومن، مدل مور، همسایگی نامتقارن، مدل نیومن تغییرداده‌شده، مدل H و مدل MVN . شکل ۱ نمونه‌ای از همسایگی مدل نیومن ( a ) و مدل مور( b ) را نشان می‌دهد.




شکل(۱)

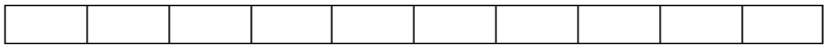
از جمله ویژگی‌های آتوماتای سلولی می‌توان به گسسته بودن زمان و فضا، محدود بودن وضعیت سلول‌ها و اعمال قوانین بصورت سرتاسری که در هر مرحله وضعیت هر سلول با در نظر گرفتن سلول‌های مجاور تعیین می‌شود اشاره نمود.قوانین آتوماتای سلولی را می توان به وسیله‌ی رشته‌های بیتی نشان داد که اگر این رشته‌های بیتی را به معادل دهدهی آن تبدیل کنیم، نام قانون بدست می آید.آتوماتای سلولی به صورت همگن است، بدین معنی که عمل به روز رسانی سلول ها به طور همزمان انجام میشود.در شکل ۲ نمونه ای از یک قانون آتوماتای سلولی نشان داده شده است.




شکل(۲)

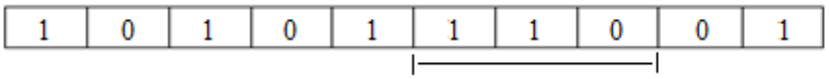
در شکل قسمت (a) اگر رشته بیتی موجود را به معادل دهدهی آن تبدیل کنیم شماره‌ی قانون، یعنی قانون ۹۰ بدست می‌آید. اگر تغییر حالات را بر اساس قانون فوق نسبت به زمان ادامه دهیم پس از چند مرحله شکل قسمت (b ) بدست می آید.سه عنصر کلیدی آتوماتای سلولی وجود داردکه عبارتند از :

۱) ساده‌ترین شبکه یک بعدی که شامل یک خط از سلول ها است.

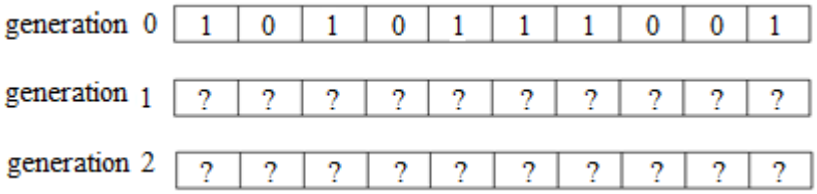


۲) حالت‌ها: ساده‌ترین حالت (فراتر از داشتن یک حالت تنها) دو حالت است: ۰ یا ۱.

۳) همسایگی : ساده‌ترین همسایگی در یک بعد برای هر سلول داده شده، سلول خود و دو همسایه مجاور آن هستند: یکی در سمت چپ و دیگری در سمت راست.



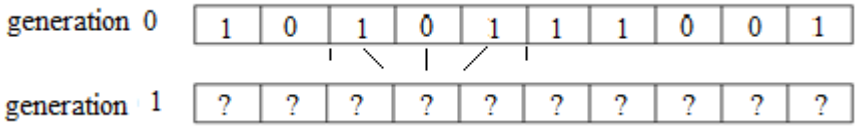

مهمترین موضوع زمان کار آتوماتای سلولی است. ما درباره آتوماتای سلولی در طول یک دوره زمانی صحبت می‌کنیم که می‌تواند یک نسل نامیده شود و در رابطه با تحقیق ما، به تعداد فریم های معاملاتی اشاره دارد. ارقام بالا به ما نشان می‌دهدکه آتوماتای‌سلولی در زمان آغاز برابر با ۰ یا نسل ۰ است. موضوع مهمتر نحوه محاسبه حالت‌ها برای همه سلول‌ها در نسل ۱، نسل ۲ و به همین ترتیب الی‌آخر است.




ما یک سلول اختصاصی در آتوماتای سلولی را CELL نامگذاری کرده و حالات سلول را در زمان معین t بصورت زیر محاسبه می نماییم:

CELL state at time t = f(CELL neighborhood at time t - 1)

به عبارت دیگر یک حالت جدید سلولی در تمام لحظات گذشته (یا در طول نسل قبلی) از تمام حالت‌های مجاور سلولی است. ما با نگاهی به تمام حالت‌های همسایه قبلی ارزش حالت جدید را محاسبه می‌کنیم.



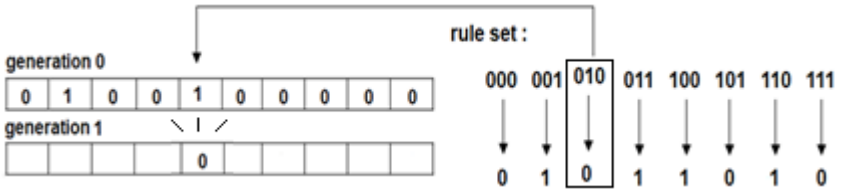
ما می‌توانیم به تمام پیکربندی‌های احتمالی یک سلول و همسایه آن نگاه کنیم و نتیجه‌ی حالت را برای هر پیکربندی احتمالی تعریف کنیم. ما سه سلول داریم که هرکدام دارای حالت ۰ یا ۱ هستند. سه سلول یک عدد ۳ بیتی را تعریف می‌کنند و با ۳ بیت می توانیم مقادیر زیر را داشته باشیم :

000 001 010 011 100 101 110 111

هنگامی که همه حالت‌های ممکن را تعریف می‌کنیم باید یک نتیجه (مقدار حالت جدید: ۰ یا ۱) را برای هر پیکربندی تعریف کنیم.

| 000 | 001 | 010 | 011 | 100 | 101 | 110 | 111 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ |
| 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 |

با مراجعه به قوانین بالا می‌ببینیم که یک سلول معین (ما سلول مرکزی را انتخاب می‌کنیم) از نسل ۰ به نسل ۱ تغییر خواهد کرد.




با ادامه روند فوق و ایجاد نسل های جدید به نمونه های شبیه شکل (۲) خواهیم رسید.

**سوالات پژوهش و جنبه جدید بودن و نوآوری در تحقیق**

استفاده از تحلیل‌تکنیکال در انجام معاملات توسط سرمایه‌گذاران امر غیرقابل انکار در بازارسرمایه می‌باشد.حال پرسشی که به عنوان بخشی از سوالات پژوهش می‌تواند مطرح باشد اینست که چرا علی‌رغم تحلیل صحیح (از نظر محاسباتی) این معاملات اغلب زیان‌ده بوده درحالی که همین معیار در بازارهای دیگر سوده است؟ آیا می‌توان گفت

از آنجایی پارامترهای مورد استفاده در این تحلیل‌ها (اندیکاتورها) مقادیر جهانی هستند، در هر بازاری به دلیل شرایط اقتصادی، سیاسی و .... ممکن است نتایج مشابهی را نداشته باشند؟ و اینکه آیا می‌توان نتیجه گرفت که معیارهای تصمیم‌گیری خرید و فروش سهام در هر بازار مالی متفاوت از بازارهای مالی دیگر است؟

بنابراین بومی‌سازی این پارامترها در هر بازاری منجر به سودآوری وکاهش زیان سرمایه‌گذاران خواهد شد. از طرفی به دلیل پیچیدگی روابط حاکم بر معادله بازار گاه با روش‌های معمول قدیمی تنظیم مقادیر

مشکل بوده یا حل آنها مستلزم صرف وقت و هزینه بسیار است. در این میان استفاده از روش‌های توانمند و نوین امری اجتناب ناپذیر است. آتوماتای سلولی سیستم پویای گسسته و شامل اجزا با اتصال محلی می‌باشد که بصورت شبکه‌ای یکنواخت و منظم عمل می کند و مقدار هرجزء با توجه به مقادیر اجزاء اطراف آن تعیین می‌شود. از اینرو همگرایی و رسیدن به جواب بهینه در این روش با سرعت و دقت بیشتری انجام می‌شود که این امر موجب تمایز این روش از دیگر روش‌های شبیه‌سازی و مدل‌های مبتنی بر روش‌های عددی شده است. در نتیجه چنین سیستمی پتانسیل اجرای محاسبات در شبیه‌سازی‌های پیچیده را دارد و بکارگیری آن در حل مسائل پیچیده علوم مختلف از جمله علوم مالی ضروری به نظر می‌رسد.

با در نظر گرفتن اهمیت پیش‌بینی روند حرکت‌های قیمتی در بازار سهام، این پژوهش به دنبال پاسخ به این سوال است که چگونه می توان از الگوریتم آتوماتای سلولی در پیاده‌سازی انجام معاملات بابسامدبالا به‌روش مومنتوم استفاده نمود؟ هدف اصلی این پژوهش پیداکردن مقادیر بهینه برای اندیکاتورهای منتخب در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم آتوماتای سلولی است.

**روش شناسی پژوهش**

این تحقیق از نظر هدف از نوع تحقیقات کاربردی می‌باشد و از لحاظ روش تجزیه تحلیل،تحقیق تحلیلی محسوب می‌شود. گردآوری اطلاعات کتابخانه‌ای بوده و از اطلاعات تاریخی شرکت‌ها استفاده می‌گردد. در پژوهش حاضر کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس و اوراق بهادار تهران طی بازه زمانی ۱۳۹۵/۰۴/۳۱ الی ۱۳۹۸/۰۴/۳۱ مورد بررسی قرار گرفته است و اطلاعات معاملات، اعم از تعداد معامله، حجم معامله، ارزش معامله، قیمت دیروز، قیمت اولیه، مقدار آخرین معامله، قیمت پایانی، بیشترین قیمت و کمترین قیمت از طریق سرورهای بورس اوراق بهادار تهران گردآوری شده و در پایگاه بانک اطلاعاتی اکسس تجمیع گردیده است. الگوریتم آتوماتای سلولی و مراحل پردازش با استفاده از زبان برنامه نویسی دلفی پیاده‌سازی گردیده است.

**روش تجزیه‌وتحلیل اطلاعات**

با توجه به هدف اصلی پژوهش، که به دنبال پیداکردن مقادیر بهینه برای اندیکاتورهای منتخب در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم آتوماتای سلولی است. پس از دریافت اطلاعات معاملات شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران و قراردادن داده‌ها در جداول اطلاعاتی اکسس، مقادیر اولیه اندیکاتورها را براساس نرم معمولی طبق جدول شماره ۱ مقداردهی می‌کنیم.

جدول ۱ : اندیکاتورهای بررسی شده

| ردیف | نام اندیکاتور | مقادیر اولیه | Ap Price |
|---|---|---|---|
| ۱ | میانگین متحرک ساده(SMA) | روز ۱۰ | Cp |
| ۲ | میانگین متحرک نمایی (EMA) | روز ۱۴ | Cp |
| ۳ | بولینگر باندز | روز ۲۰ | Cp |
| ۴ | اوسیلاتور-شاخص قدرت نسبی(RSI) | روز ۱۴، ۷۰/۳۰ | Cp |
| ۵ | درجه تغییرات(ROC) | روز ۱۲ | Cp |
| ۶ | اوسیلاتور-استوکاستیک (**stochastic**) | ۸۰/۲۰،%K = 5 ،%D =3 | Cp |
| ۷ | شاخص جریان مالی (MFI) | روز ۱۴ ، ۸۰/۲۰ | Cp ، Hp ، Lp |

نویزگیری(نرمال سازی): یکی از اصول علم پایگاه‌داده‌ها از بین بردن افزونگی است. افزونگی به این معناست یک اطلاع خاص در چند محل مختلف پایگاه ذخیره شود. این امر موجب میشود خطری بالقوه به وجود آید که داده‌ها هر لحظه با هم در تضاد قرار گیرند و استخراج واقعیت از آنها غیرممکن شود به بیان دیگر فرایندی است که بر اساس آن داده‌ها و اطلاعات در واحدهای منطقی به نام جدول به شکلی توزیع می‌شود که علاوه بر حفظ موجودیت داده‌ها از ایجاد پدیده افزونگی جلوگیری بعمل می‌آورد به این منظور فرم‌های نرمال متعددی تعریف و مورد استفاده قرار می‌گیرد، در این مدل نویزگیری در واقع همان نرمال‌سازی داده‌ها خواهد بودکه بطور همزمان حین اجرای گام اولیه‌ی الگوریتم آتوماتا لحاظ می‌شود. تابعی که برای این منظور استفاده می‌شود تحت عنوان"Read_Of_Pxls_Pm" نام‌گذاری شده است.

محاسبه اولیه: در این مرحله با استفاده از اطلاعات معاملات محاسبه شاخص‌ها صورت می‌گیرد. نکته‌ی قابل توجه در این بخش اینست که نمادهایی که روزهای معاملاتی آن‌ها بصورت متوالی نبوده و احیانا نماد بسته‌ای در بین نمادها وجود داشته باشد از پروسه انجام محاسبات کنار گذاشته خواهد شدو به محض باز شدن نماد و پرشدن تعداد روزهای معاملاتی، در محاسبه شرکت داده خواهد شد. بنابراین این شُبه که اطلاعات نادرستی در روند انجام محاسبات وارد شود، مردود خواهد شد. تابعی که برای این منظور استفاده می‌شود تحت عنوان "Active_Co_2" نام‌گذاری شده است.

جایگذاری: هر اندیکاتور محاسبه شده به عنوان یک سلول از آتوماتا در نظر گرفته می‌شود. بنابراین در هر مرحله ما شش سلول داریم که هرکدام در آرایه‌ای از سلول های همسایه‌ی خود بصورت جداگانه پردازش می‌شوند. تابعی که برای این منظور استفاده می‌شود تحت عنوان "Implementing" نام‌گذاری شده است.

نسل اول: در این مرحله ما اقدام به محاسبه نسل ۱ از حالات رخ داده برای هر اندیکاتور می‌کنیم. در واقع اولین قدم از ایجاد نسل‌های بهینه برداشته می‌شود. تابعی که برای این منظور استفاده می‌شود تحت

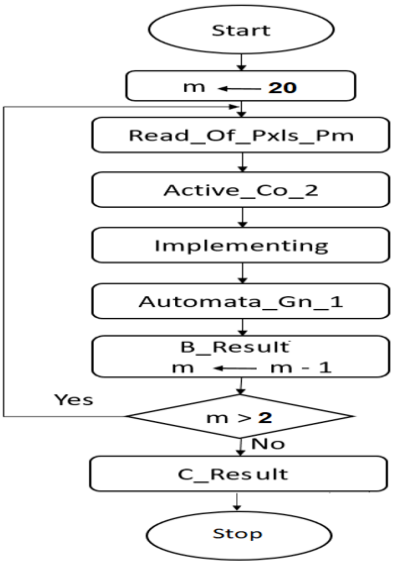
عنوان "Automata_Gn_1" نام‌گذاری شده است.

ایجاد قانون: پس از تولید نسل اول از داده های اولیه (حرکت از نسل ۰ به نسل ۱) ، زمان تبدیل کردن خروجی تابع قبل به قوانین باینری و شماره گذاری قوانین می باشد. تابعی که برای این منظور استفاده می‌شود تحت عنوان "B_Result" نامگذاری شده است.

نسل های بعدی از طریق جای‌گذاری و تولید نسل جدید ساخته می‌شود و نهایتا استخراج جواب بهینه از قوانین موجود صورت می‌گیرد. تابعی که برای این منظور استفاده می‌شود تحت عنوان "C_Result" نام‌گذاری شده است.

جدول ۲ : توابع و جداول استفاده شده

| ردیف | نام تابع | نام جدول | ردیف | نام تابع | نام جدول |
|---|---|---|---|---|---|
| ۱ | Read_Of_Pxls_Pm | Master_Tbl | ۴ | Automata_Gn_1 | Calc_Tbl |
| ۲ | Active_Co_2 | Selected_Tbl | ۵ | B_Result | B_Result_Tbl |
| ۳ | implementing | A_Result_Tbl | ۶ | C_Result | C_Result_Tbl |




فلوچارت الگوریتم آتوماتا

تعداد نماد های شرکت داده شده در محاسبات ۴۳۵ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران به تعدا ۴۱۴۹۷۸ روز معاملاتی می‌باشد. تعداد محاسبات انجام شده براساس ۴۳۵ شرکت بطور متوسط ۹۴۵ روز برای هر نماد و در مجموع ۴۶۳۱۷۰۶۰ محاسبه می‌باشد.

$$Tc = \sum_{m=2}^{20}((d - m) * i * n)$$

m = تغییرات روزهای محاسباتی ، i = تعداد اندیکاتورهای محاسبه شده ، d = تعداد روز

## یافته‌های پژوهش

خروجی (بورس اوراق بهادار تهران_ قبل از تعدیل):

جدول ۳ : درصد معاملات موفق قبل از اعمال الگوریتم

| اندیکاتور | | دوره تناوب/روز | میزان معاملات موفق |
|---|---|---|---|
| میانگین متحرک نمایی (EMA) | | ۱۴ | ۴۵.۹۰٪ |
| بولینگر باندز | UDD60 | ۲۰ | ۴۲.۹۶٪ |
| | UDD90 | ۲۰ | ۵۴.۳۸٪ |
| | UDD98 | ۲۰ | ۵۹.۰۷٪ |
| | LDD60 | ۲۰ | ۸۳.۸۱٪ |
| | LDD90 | ۲۰ | ۹۷.۱۱٪ |
| | LDD98 | ۲۰ | ۹۹.۶۹٪ |
| اوسیلاتور-شاخص قدرت نسبی(RSI) | | ۱۴ | ۴۷.۳۲٪ |
| درجه تغییرات(ROC) | | ۱۲ | ۵۷.۳۶٪ |
| اوسیلاتور-استوکاستیک (stochastic) | FSTCO14 | ۱۴ | ۲۲.۵۱٪ |
| | FSTCO3 | ۳ | ۲۴.۶۰٪ |
| | SSTCO3 | ۳ | ۲۴.۱۹٪ |
| شاخص جریان مالی (MFI) | | ۱۴ | ۰.۳۷٪ |

خروجی (بورس اوراق بهادار تهران_ پس از تعدیل):

جدول ۴ : درصد معاملات موفق پس از اعمال الگوریتم

| اندیکاتور | | دوره تناوب/روز | میزان معاملات موفق |
|---|---|---|---|
| میانگین متحرک نمایی (EMA) | | ۲۰ | ۴۷.۲۵٪ |
| بولینگر باندز | UDD60 | ۲ | ۶۴.۸۱٪ |
| | UDD90 | ۱۸ | ۹۱.۲۸٪ |
| | UDD98 | ۲ | ۹۱.۲۸٪ |
| | LDD60 | ۲ | ۸۵.۹۳٪ |
| | LDD90 | ۱۸ | ۹۹.۹۹٪ |
| | LDD98 | ۲ | ۹۹.۹۹٪ |
| اوسیلاتور-شاخص قدرت نسبی(RSI) | | ۱۳ | ۴۹.۲۱٪ |
| درجه تغییرات(ROC) | | ۲ | ۸۷.۸۸٪ |
| اوسیلاتور-استوکاستیک (stochastic) | FSTCO14 | ۴ | ۸۹.۰۳٪ |
| | FSTCO3 | ۴ | ۸۸.۸۷٪ |
| | SSTCO3 | ۲ | ۸۸.۸۱٪ |
| شاخص جریان مالی (MFI) | | ۲۰ | ۰.۶۱٪ |

آزمون پارامترهای بدست آمده :

مقادیر بدست آمده از اصلاح پارامترها بروی نمادهای منتخب زیر در بازه زمانی مرداد ۱۳۹۸ الی اسفند ۱۳۹۸ مورد آزمون قرار گرفت و نتایج زیر بدست آمد.

جدول ۵ : نمادهای منتخب برای آزمون پارامتر ها

| نمادهای منتخب برای آزمون پارامتر ها در بازه زمانی ۱۳۹۸/۰۵/۰۱ الی ۱۳۹۸/۱۲/۲۸ | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| ردیف | نماد | نام شرکت | ردیف | نماد | نام شرکت |
| ۱ | اخابر | مخابرات ایران | ۱۱ | شپلی | پلی اکریل |
| ۲ | خاور | ایران خودرودیزل | ۱۲ | شتران | پالایش نفت تهران |
| ۳ | خساپا | ساپیا | ۱۳ | شسپا | نفت سپاهان |
| ۴ | خکاوه | ساپیادیزل | ۱۴ | شسپنا | صنایع شمیایی سینا |
| ۵ | خودرو | ایران خودرو | ۱۵ | قزوین | کارخانجات قند قزوین |
| ۶ | ستران | سیمان تهران | ۱۶ | قشهد | شهد |
| ۷ | سخاش | سیمان خاش | ۱۷ | همراه | شرکت ارتباطات سیار |
| ۸ | سقاین | سیمان قائن | ۱۸ | وبصادر | بانک صادرات ایرن |
| ۹ | شبندر | پالایش نفت بندرعباس | ۱۹ | وبملت | بانک ملت |
| ۱۰ | شپترو | پتروشیمی آبادان | ۲۰ | وتجارت | بانک تجارت |

جدول ۶ : میزان معاملات موفق برروی نمادهای منتخب

| اندیکاتور | | دوره تناوب/روز | میزان معاملات موفق |
|---|---|---|---|
| میانگین متحرک نمایی (EMA) | | ۲۰ | ۵۲.۵۷٪ |
| بولینگر باندز | UDD60 | ۲ | ۵۸.۰۱٪ |
| | UDD90 | ۱۸ | ۸۵.۹۷٪ |
| | UDD98 | ۲ | ۹۸.۸۵٪ |
| | LDD60 | ۲ | ۸۷.۵۳٪ |
| | LDD90 | ۱۸ | ۸۵.۹۷٪ |
| | LDD98 | ۲ | ۹۹.۸۲٪ |
| اوسیلاتور-شاخص قدرت نسبی(RSI) | | ۱۳ | ۴۶.۲۸٪ |
| درجه تغییرات(ROC) | | ۲ | ۷۷.۲۵٪ |
| اوسیلاتور-استوکاستیک (stochastic) | FSTCO14 | ۴ | ۹۷.۹۰٪ |
| | FSTCO3 | ۴ | ۹۷.۹۰٪ |
| | SSTCO3 | ۲ | ۹۷.۹۴٪ |
| شاخص جریان مالی (MFI) | | ۲۰ | ۰.۹۵٪ |

براساس نتایج بدست در جدول ۶ و مقایسه آن با جدول ۵، مشاهده گردید که الگوریتم آتوماتای سلولی تغییرات دوره تناوب محاسبات اندیکاتوهای پژوهش را بصورت زیر پیشنهاد می‌نماید

a) درمحاسبه اندیکاتور میانگین متحرک نمایی با تغییر دوره‌تناوب از ۱۴ روز به ۲۰ روز میزان معاملات موفق ۱,۳۵ درصد بهبود پیدا می‌کند.

b) در اندیکاتور بولینگر باندز در باند بالایی و پایینی ۶۰ با تغییر تناوب‌زمانی از ۲۰ روز به ۲ روز درصد معاملات موفق به ترتیب برای باند بالایی ۶۰ به میزان ۲۵,۸۵ درصد و برای باند پایینی ۶۰ به میزان ۲,۱۲ درصد بهبود پیدا می‌کند.

c) در اندیکاتور بولینگر باندز در باند بالایی و پایینی ۹۸ با تغییر تناوب‌زمانی از ۲۰ روز به ۲ روز درصد معاملات موفق به ترتیب برای باند بالایی ۹۸ به میزان ۳۲,۲۱ درصد و برای باند پایینی ۹۸ به میزان ۰,۳ درصد بهبود پیدا می‌کند.

d) در اندیکاتور بولینگر باندز در باند بالایی و پایینی ۹۰ با تغییر تناوب‌زمانی از ۲۰ روز به ۱۸ روز درصد معاملات موفق به ترتیب برای باند بالایی ۹۰ به میزان ۳۶,۹۰ درصد و برای باند پایینی ۹۰ به میزان ۲,۳۰ درصد بهبود پیدا می‌کند.

e) با تغییر یک روزه در اسیلاتور شاخص قدرت نسبی ۱,۸۹ درصد کارایی بهتر خواهد شد.

f) با کاهش دور تناوب اندیکاتور نرخ تغییر (ROC) از ۱۲ روز به ۲ روز کارایی این اندیکاتور به میزان ۳۰,۵۲ درصد بهتر خواهد شد.

g) در خصوص اسیلاتور استوکاستیک در حالت Fast دوره ۴ روزه و در حالت Slow دروه ۲ روزه با شرط محدوده های ۰,۴ به جای ۲۰ و ۸۱ به جای ۸۰ موجب تغییر در عملکرد این اسیلاتور به میزان ۶۶,۵۲ درصد ، ۶۴,۲۰ درصد و ۶۴,۶۲ درصد گردید.

h) نهایتا با اعمال دوره تناوب ۲۰ روزه به جای ۱۴ روزه در محاسبه اندیکاتور شاخص جریان مالی به میزان ۰,۲۴ درصد به میزان صحت پیش‌بینی افزوده خواهد شد.

با مقایسه جدول ۴ با جدول ۶ ، تغییراتی در خروجی اندیکاتورها ملاحظه می‌گردد که ناشی از تغییر بازه زمانی داده های بکار رفته است که قدرت سازگاری الگوریتم با شرایط جدید را نمایان می‌کند. و این دلیلی برای لزوم تغییر و کالیبراسیون اندیکاتورها در بازارهای مختلف و در بازه های زمانی متفاوت به منظور کسب بازده بالاتر و کاهش ریسک به شمار می‌رود .

**بحث و نتیجه گیری**

نتایج بدست آمده از آزمون پارامترها نشان می‌دهد که بازنگری در مقادیر پارامترهای ابزار تحلیل تکنیکال در جهت بومی‌سازی آنها امری کاملا ضروری می باشد، چراکه حجم قابل توجهی از تصمیمات

سرمایه‌گذاری برپایه این ابزار صورت می‌گیرد. لذا با مقادیر بدست آمده برای بازار بورس اوراق بهادار ایران علاوه بر کاهش زیان معاملات انجام شده براساس مقادیر جدید، گامی برای ایجاد زیرساخت انجام معاملات‌الگوریتمی علی‌الخصوص انجام معاملات بابسامد بالا خواهد شد، چراکه روش انجام پژوهش بر پایه الگوریتم های یادگیری (آتوماتا) است و این روش مدام خود را بر اساس اتفاقات بازار هماهنگ و همگام خواهد نمود. نکته مهمی که در این جا قابل ذکر می‌باشد اینست که تغییرات صورت گرفته در گذر زمان که توسط الگوریتم آتوماتا صورت خواهد گرفت به اندزه اختلاف مقادیر اولیه(بنیادین) نخواهد بود بنابراین در پاسخ به سوالات پژوهش می‌توان نتیجه گرفت استفاده از مقادیر بدست آمده ناشی از کاربرد الگوریتم آتوماتای سلولی، حاشیه سود بالاتری نسبت به روش اولیه برای معامله‌گران به ارمغان خواهد آورد.

**پیشنهادهای مبتنی بر یافته‌های پژوهش**

پیشنهادهای کاربردی: نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند در حوزه‌های زیر مورد استفاده قرار گیرد:

سرمایه‌گذارانی که اساس کار آنها را معاملات‌الگوریتمی تشکیل می‌دهد و همچنین سرمایه‌گذارانی که تمایل به انجام معاملات بابسامد بالا را دارند.

**پیشنهادات آتی**

- انجام پژوهش با مد نظر قرارد دادن متغیر های اقتصادی از جمله نرخ تورم ، نرخ اشتغال و نرخ مسکن در کنار اندیکاتورهای این پژوهش به منظور پرکردن گپ‌های موجود و رسیدن به مقادیر بهینه.
- انجام پژوهش با مد نظر قرارد دادن نرخ طلا ، دلار و نفت در کنار اندیکاتورهای این پژوهش به منظور پرکردن گپ های موجود و رسیدن به مقادیر بهینه.
- انجام مطالعه تلفیقی متشکل از اندیکاتورهای این پژوهش، متغیرهای اقتصادی از جمله متغیرهای عنوان شده در دو مورد قبل به منظور پیاده سازی سیستم معاملاتی برای انجام معاملات با تواتر بالا.

**منابع**

**۳)** م. جمشیدی ویسمه, معاملات الگوریتمی و پربسامد (بنیان، ساز و کار و آموخته های جهانی )، بورس اوراق بهادار تهران, ۱۳۹۶.

۱۷) فریدون رهنمای رودپشتی ، حامد تاجمیر ریاحی , "مدل‌سازی تأثیر تورش‌های رفتاری بر رکود بازار سرمایه براساس رویکرد تفسیری–ساختاری "(ISM), مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، دوره پنجم، ص ۱۳۰-۱۱۱، ۱۳۹۳

۲۴) م. میبدی, حمیدی, "بهبود بهینه سازی گروه ذرات با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی" ، دانشگاه پلی تکنیک,۱۳۸۵.

1) G. H. W. &. M. G. Gary Gang Tian, "Market Efficiency and the Returns to Simple Technical Trading Rules: New Evidence from U.S. Equity Market and Chinese Equity Markets," *Asia-Pacific Financial Markets* , vol. 9, pp. 241-258, 2002.

2) L. E. T. B. Chang EJ, "Testing for Predictability in Emerging Equity Markets.," *Emerg Mark Rev* , vol. 5(3), p. 295–316, 2004.

4) L. D'Alotto, "A classification of one-dimensional cellular automata using," *Applied Mathematics and Computation,* vol. 255, pp. 15-24, 2015.

5) G. Qiu, D. Kandhai, and P. M. A. Sloot, "Understanding the complex dynamics of stock markets through cellular automata," *PHYSICAL REVIEW,* vol. 75, 2007.

6) P. P. P. Robert Jarrow, "The Effect of Trading Futures on Short Sale Constraints," *Mathematical Finance,* vol. 25, no. 2, pp. 311-388, 2015.

7) M. a. M. J. Baldauf, "Fast Trading on Fake News: The Role of Speed in Liquidity Provision," 2018.

8) B. a. N. L. L. a. Z. D. Hagströmer, "How Aggressive are High-Frequency Traders?," *Financial Review,* vol. 49, no. 2, pp. 395-419, 2014.

9) T. H. C. M. J. A. J. Menkvld, "Does Algorithmic Trading Improve Liquidity?," *THE JOURNAL OF FINANCE,* vol. 66, no. 1, pp. 1-33, 2011.

10) T. J. a. S. M. S. Hendershott, "Market Predictability and Non-Informational Trading," 2009.

11) M. H. W. J. Lo AW, "Foundations of technical analysis: computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation," *J Financ* , vol. 55(4), pp. 1705-1765, 2000.

12) H. A. H. S. Zhai Y., "Combining News and Technical Indicators in Daily Stock Price Trends Prediction.," *Advances in Neural Networks – ISNN - Berlin, Heidelberg,* 2007.

13) Y. C. Y. T. S. e. a. Chen, "Soft Comput," 2018. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s00500-016-2417-2.

14) R. R. M. N. K. H. M. J. R. R. Hasan S.S., "Improved Stock Price Prediction by Integrating Data Mining Algorithms and Technical Indicators: A Case Study on

Dshaka Stock Exchange.," *Computational Collective Intelligence*, pp. vol 10448. Springer, Cham , 2017.
15) S. D. F. R. e. a. Silva IND, "Forecast of stock market trends using recurrent networks. In: da Silva IN, Spatti DH, Flauzino RA, Liboni LHB, Alves SFR," *Artificial Neural Networks*, pp. Springer International Publishing, pp 221–227, 2017.
16) G. F. a. A. Roventini, "Macroeconomic Policy in DSGE and Agent-Based Models Redux: New Developments and Challenges Ahead," *Artificial Societies and Social Simulation*, 2017.
18) J. J. Murphy, TECHNICAL ANALYSIS OF THE FINANCIAL MARKETS, New York: Institute of Finance, 1999.
19) H. M. J. W. AW Lo, "Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation," *The journal of finance*, vol. 55 (4), pp. 1705-1765, 2000.
20) 20- A. W. Teeples, "An Evolutionary Approach to Optimization of Compound Stock Trading Indicators Used to Confirm Buy Signals," *All Graduate Thesis and Dissertations.*, p. 820, 2010.
21) 21- M. D. a. C. M. Jones, "The profitability of intra-day FX trading using technical indicators," *University of Cambridge Judge Institute of Management Studies.*, pp. Research Papers, No.35, 2000.
22- E. R. O.-W. Kenneth A. Kavajecz, "Technical Analysis and Liquidity Provision," *Review of Financial Studies*, vol. 17, no. 4, pp. 1043-1071, 2004.
23- C. K. Bessembinder H, "Market efficiency and the returns to technical analysis," *Financ Manage*, vol. 27:2, pp. 5-17, 1998.

**یادداشت‌ها** :

1 Nasdaq
2 Computerized Trading
3 New York Stock Exchange
4 Autoquote
5 Support vector machines (SVM)
6 Machine Learning
7 Price rate of change
8 Relative Strength Index
9 Commodity Channel Index
10 On Balance Volume
11 Moving Average Convergence Divergence