Order Placement Strategy: Trade-off between Market Impact and Non-Execution Risk

Mohammad Ali Rastegar
*Corresponding author, Assistant Prof., Faculty of Industrial Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran. E-mail: ma_rastegar@modares.ac.ir

Farideh Teimoory
M.Sc. student of Finance, Faculty of Financial Sciences, Kharazmi University, Tehran, Iran. E-mail: farideh.teimoory@gmail.com

Behnam Bagherian
M.Sc. of Finance, Faculty of Industrial Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran. E-mail: md_bagherian@yahoo.com

Abstract

Objective: This contribution proposes an order placement strategy which can be run on simulating continuous financial markets, within an agent-based model framework.

Methods: In order to improve the efficiency of price discovery, the order placement decision is given by an optimization model which minimizes the risk adjusted execution cost, taking into consideration relevant market microstructure factors such as market impact. The trading behavior of the agents has been extracted from intraday LOB data of Foulad Stock in Tehran Stock Exchange.

Results: The market has been simulated for 30 days and the results indicated that the optimized ordering strategy, in terms of the average purchase price of the share, the average waiting time for the transaction of each share and the average volume of the order traded, had better performance in comparison to other strategies examined.

Conclusion: We can claim that taking into consideration both non-execution risk and execution cost could raise the performance in comparison to other strategies based on the aggressive level of the traders.

Keywords: Order Placement Strategy, Market Microstructure, Agent-based Simulation, Algorithmic Trading

Citation: Rastegar, M.A., Teimoory, F., Bagherian, B. (2018). Order Placement Strategy: Trade-off between Market Impact and Non-Execution Risk. *Financial Research Journal*, 20 (2), 151-172. (*in Persian*)

Financial Research Journal, 2018, Vol. 20, No.2, pp. 151-172
DOI: 10.22059/frj.2018.253673.1006625
Received: March 7, 2018; Accepted: April 26, 2018
© Faculty of Management, University of Tehran

استراتژی سفارش‌گذاری: تقابل واکنش بازار و ریسک اجرای معاملات

محمد علی رستگار

* نویسنده مسئول، استادیار گروه مهندسی مالی، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. رایانامه: ma_rastegar@modares.ac.ir

فریده تیموری

دانشجوی کارشناسی ارشد دانشکده علوم مالی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران. رایانامه: farideh.teimoory@gmail.com

بهنام باقریان

کارشناسی ارشد دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. رایانامه: md_bagherian@yahoo.com

چکیده

هدف: بازار بورس ایران در سال‌های گذشته تغییراتی در آن اعمال شده و در انتظار تغییرات جدی‌تر است. در این پژوهش یک مدل بهینه سفارش‌گذاری با رویکرد ریزساختار بازار ارائه شده که در ساخت بازار مصنوعی استفاده شده و در انتها عملکرد آن مورد بررسی قرار گرفته است.

روش: با کمک شبیه سازی بازار می‌توان به مواردی همچون تنظیم بازار و بررسی عملکرد استراتژی‌های معاملاتی پرداخت. اما برای کشف قیمت تابلوی ثبت سفارش سهام از شبیه‌سازی عامل‌گرا (agent-based) استفاده کرده‌ایم که الگوریتم تصمیم‌گیری آن شامل انتخاب نوع سفارش (خرید یا فروش)، انتخاب نوع اقدام معامله‌گران (ثبت سفارش جدید یا لغو سفارش در صف)، انتخاب استراتژی معاملاتی و انتخاب قیمت بهینه‌ی سفارش – برای یکی از عامل‌ها (agent) – است. از آنجاکه یکی از چالش‌های مهم سرمایه‌گذاران، یافتن قیمت بهینه‌ی سفارش‌گذاری است، در این پژوهش به این موضوع پرداخته شده است و سعی شده بازار بورس تهران به گونه‌ای شبیه‌سازی شود تا تغییرات ریزساختار بازار را مطالعه کند.

یافته‌ها: داده‌های پژوهش شامل داده‌های درون–روزی تابلوی ثبت سفارش سهم فولاد مبارکه اصفهان در ۵ سطح و برای ۷۱ روز معاملاتی است. در سیستم شبیه‌سازی پژوهش، با بررسی داده‌های تاریخی سهم فولاد مبارکه اصفهان، رفتار معاملاتی عامل‌ها استخراج شده است. همچنین با توجه به بحث ریزساختار بازار، تقابل بین ریسک اجرای معاملات و کنترل واکنش بازار به عنوان یک هزینه معاملاتی، مدل‌سازی شده است. بازار برای مدت ۳۰ روز شبیه‌سازی شده و نتایج حاکی از آن است که استراتژی سفارش‌گذاری بهینه شده، از لحاظ میانگین قیمت خرید سهم، میانگین زمان انتظار برای اجرای معامله هر سهم و میانگین حجم معامله شده از سفارش، در مقایسه با سایر استراتژی‌های مورد بررسی در بازار عملکرد بهتری داشته است.

نتیجه گیری: نتایج این پژوهش نشان می‌دهد به‌کارگیری ریسک اجرایی شدن سفارش و هزینه معاملاتی بطور هم‌زمان در استراتژی سفارش‌گذاری، عملکرد بهتری نسبت به استراتژی‌های مبتنی بر درجه‌ی تهاجمی بودن معامله‌گران بازار دارد.

کلیدواژه‌ها: استراتژی سفارش‌گذاری، ریزساختار بازار، شبیه‌سازی عامل‌گرا، معاملات الگوریتمی

استناد: رستگار، محمد علی؛ تیموری، فریده؛ باقریان، بهنام (۱۳۹۷). استراتژی سفارش‌گذاری: تقابل واکنش بازار و ریسک اجرای معاملات. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۲۰ (۲)، ۱۵۱–۱۷۲

فصلنامه تحقیقات مالی، سال ۱۳۹۷، دوره ۲۰، شماره ۲، صص. ۱۵۱–۱۷۲

DOI: 10.22059/frj.2018.253673.1006625

دریافت: ۱۳۹۶/۱۲/۱۶، پذیرش: ۱۳۹۷/۰۲/۰۶

© دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

مقدمه

موضوع سفارش‌گذاری بهینه یکی از چالش‌های جدی سرمایه‌گذاران است. از منظر معاملات الگوریتمی نیز، پیدا کردن مدلی برای سفارش‌گذاری بهینه دارای اهمیت است. نهادهای فعال بازار در هر بازه‌ی زمانی، استراتژی مشخصی برای انجام معامله و کسب سود دارند. استراتژی‌های معاملاتی بایستی از لحاظ عملکرد و بازده همواره مورد پایش قرار گیرند. ارزیابی استراتژی معاملاتی بویژه در معاملات الگوریتمی و با بسامد بالا دارای اهمیت است چراکه ریزساختار بازار[۱] با سرعت بالا در حال تغییر است. در این پژوهش به ارائه‌ی مدلی برای بهینه‌سازی سفارش‌گذاری در هسته‌ی معاملات پرداخته‌ایم. همچنین، تمرکز پژوهشگران بر استفاده از مدل عامل‌گرا[۲] بمنظور شبیه‌سازی ریزساختار بازار بورس تهران است.

زمانی که معامله‌گر تصمیم می‌گیرد سفارش‌گذاری کند، تعیین درجه‌ی تهاجمی بودن سفارش اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کند، چرا که این عامل بر کیفیت اجرایی شدن معامله تأثیر مستقیم و بر بازده سرمایه‌گذاری تأثیر غیرمستقیم دارد. بررسی مکانیزم سفارش‌گذاری به پژوهشگران کمک می‌کند تا شناخت دقیق‌تری از فرآیند کشف قیمت داشته باشند. برخی از استراتژی‌های معاملاتی به دنبال کاهش هزینه‌های معاملاتی مطابق با هدف معامله‌گران هستند. بخش اصلی هزینه‌های معاملاتی مربوط به هزینه متحمل شده متأثر از نحوه سفارش‌گذاری است. نحوه سفارش‌گذاری شامل حجم و قیمت سفارش است. سفارش‌ها از حیث حجم، می‌تواند یکجا یا خرد شده در طی زمان انجام شوند و از حیث قیمت می‌تواند به قیمت جاری بازار که با عنوان سفارش بازار[۳] و یا به قیمت مطلوب معامله‌گر با عنوان سفارش محدود[۴] تقسیم شود. سفارش بازار می‌تواند منجر به افزایش هزینه و ایجاد واکنش در بازار شود. این واکنش را که واکنش بازار[۵] می‌نامند، اثر معامله به قیمت بازار را، به صورت افزایش قیمت‌ها در معاملات آتی معامله‌گر نشان می‌دهد. ریسک معامله به ریسک ناشی از زمانبندی سفارش‌گذاری معامله‌گر برمی‌گردد. این زمانبندی ناشی از خطا در برآورد حرکت قیمت‌ها در آینده است که باعث می‌شود معامله‌گر با تکیه بر پیش‌بینی‌هایش سفارش خود را در قیمت مطلوب قرار دهد و با خطر عدم اجرای سفارش در قیمت محدود مواجه می‌شود. در این حالت مجبور است با قیمت نامطلوب‌تر از قیمت بازار در لحظه سفارش‌گذاری، معامله خود را انجام دهد. بنابراین در اجرای یک سفارش همواره بین هزینه و ریسک سفارش‌گذاری تبادل وجود دارد. این مسئله‌ای است که به عنوان دو راهی معامله‌گر عنوان شده است (کیسل[۶] و گلنتز[۷]، ۲۰۰۳). در پژوهش حاضر، تبادل بین هزینه و ریسک اجرای معامله در قالب یک استراتژی بهینه، مدل‌سازی شده است.

مدل‌های عامل‌گرا یک دسته از مدل‌های کامپیوتری است که به منظور شبیه‌سازی مجموعه اقدامات و بررسی اثر متقابل ایشان میان نهادها[۸] و گروه‌های مختلف در یک سیستم کاربرد دارد[۹]. استفاده از مدل‌های عامل‌گرا در شبیه‌سازی ریزساختار بازار می‌تواند برای ۲ گروه از سرمایه‌گذاران و تنظیم‌گر بازار مفید باشد. درخصوص سرمایه‌گذاران، این روش با ایجاد بازار ساختگی بوسیله‌ی شبیه‌سازی می‌تواند به عنوان یک آزمایشگاه کامپیوتری جهت تست کردن استراتژی

---

1. Market Microstructure
2. Agent-Based Models (ABM)
3. Market Order
4. Limit Order
5. Market Impact
6. Kissel
7. Glantz
8. Agents
9. Massachusetts Institute of Technology: http://www.mit.edu/~moshref/Simulation.html

معاملاتی شرکت‌های تامین سرمایه[۱]، صندوق‌های سرمایه‌گذاری[۲]، کارگزاری‌ها[۳] و فعالان حقیقی بازار مورد استفاده قرار گیرد.

همچنین، شبیه‌سازی عامل‌گرا ابزار مفیدی برای بررسی اثر سیاست‌های تنظیم‌گر بازار[۴] بر مکانیزم بازار است. در این مدل، عامل‌ها می‌توانند همراه با مقررات تنظیم‌گری بازار بصورت خودمختار تصمیم‌گیری کنند و بدین ترتیب با تولید سناریوهای مختلف، تجزیه و تحلیل استراتژی صورت می‌گیرد.

مدل عامل‌گرا، که در این پژوهش از آن استفاده شده است، از رویکرد پایین به بالا[۵] پیروی می‌کند. این رویکرد ابتدا با مطالعه‌ی ویژگی‌های ریزساختاری عناصر سازنده‌ی بازار، سعی در مدل‌سازی رفتار عامل‌ها دارد. سپس، از تقابل رفتار معاملاتی فعالان بازار، محیط بازار شبیه‌سازی می‌شود. این مکانیزم موجب کشف قیمت سهم می‌شود و بررسی روند قیمتی و الگوی تغییر قیمت را ممکن می‌سازد. این تجزیه و تحلیل‌ها در نهایت می‌تواند منجر به بهبود استراتژی‌های معاملاتی و اصلاح قوانین و مقررات تنظیم کننده‌ی بازار گردد. در واقع، شبیه‌سازی عامل‌گرا ابزار مناسبی برای مطالعه‌ی رویکرد پایین به بالا است.

یکی از حوزه‌های جدید در بازارهای مالی، معاملات الگوریتمی[۶] و توسعه‌ی آن در بورس‌های سراسر دنیا است و می‌توان گفت بخش قابل توجهی از معاملات، توسط معاملات خودکار صورت می‌گیرد. طبق تعریف رابرت کیسل (۲۰۱۴)، معاملات الگوریتمی به معامله‌ی ابزارهای مالی بوسیله‌ی رایانه گفته می‌شود. این الگوریتم‌ها در معامله‌ی سهام، اوراق قرضه، ارزها و انواع مشتقات مالی کاربرد دارد. در سیستم معاملات الگوریتمی، سفارش‌های بزرگ معمولاً به سفارش‌های کوچک شکسته و در چندین مرحله انجام می‌شود. استراتژی معاملاتی[۷] در این نوع معاملات شامل نحوه‌ی تصمیم‌گیری در خصوص مبلغ سرمایه‌گذاری، مدیریت اجرای سفارش[۸]، قیمت سفارش‌گذاری[۹] و غیره است.

پژوهش‌هایی که تمرکزشان بر روی استراتژی‌های سفارش‌گذاری است، در سال‌های اخیر افزایش یافته و این حوزه در ایران در ابتدای مسیر است. از مقالات اخیر منتشر شده در این حوزه می‌توان به مقاله‌ی رستگار و ساعدی‌فر (۱۳۹۶) اشاره نمود که به ارائه‌ی استراتژی جهت اجرای بهینه‌ی سفارش با حجم بالا پرداخته‌اند و کشف قیمت بهینه‌ی سفارش را مورد بررسی قرار نداده‌اند، ازاین‌رو پژوهش جاری دارای تمایز و نوآوری است. همچنین، مقاله‌ی پویان‌فر و همکاران (۱۳۸۸) به مطالعه‌ی استراتژی رشدی و استراتژی سرمایه‌گذاری بر مبنای اندازه در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته است که ماهیت این پژوهش از حیث پرداختن به ریزساختار LOB و واکنش بازار، با پژوهش حاضر تفاوت دارد. در این پژوهش قصد داریم مکانیزم معاملات در بورس اوراق بهادار تهران را با رویکرد عامل‌گرا شبیه‌سازی کرده و یک مدل تصمیم‌گیری به منظور سفارش‌گذاری بهینه ارائه و عملکرد آن را در بازار مصنوعی ساخته شده بررسی کنیم. از ویژگی‌های شبیه‌سازی در این پژوهش، ساختار پویای تابلوی ثبت سفارش[۱۰] سهام با لحاظ کردن مکانیزم معاملات در

---

1. Investment Bank
2. Mutual Fund
3. Broker Dealers
4. Regulatories
5. Bottom-up
6. Algorithmic Trading
7. Trading Strategies
8. Order Execution
9. Order Placement
10. Limit Order Book (LOB)

هر تیک[1] زمانی است. درون-روزی بودن مکانیزم معاملات ویژگی با اهمیت پژوهش حاضر است. در این زمینه پژوهش بدنبال پاسخ به این سؤال است که آیا استراتژی سفارش‌گذاری بهینه شده می‌تواند نسبت به سایر استراتژی‌های مورد بررسی نظیر استراتژی سرخط (بهترین قیمت سمت مشابه) در بازار بهتر عمل کند؟ فرضیه‌ی پژوهش آن است که استراتژی سفارش‌گذاری بهینه شده، با مدل‌سازی واکنش بازار و ریسک اجرای معاملات می‌تواند رفتار مطلوب‌تری از خود نشان دهد.

پیشینه پژوهش

تابلوی ثبت سفارش و ریزساختار بازار

امروزه بیش از نیمی از بازارهای بورس دنیا از تابلوی ثبت سفارش به منظور نمایش سفارش‌های محدود معامله‌گران در مکانیزم معاملات بهره می‌گیرند (جین[2]، ۲۰۰۳). در این سیستم، اطلاعات مربوط به سفارش‌ها نظیر قیمت، حجم و تعداد فعالان بازار و همچنین مشخصات مربوط به معاملات انجام شده نمایش داده می‌شود. این ویژگی در درجه اول به فرآیند کشف قیمت سهم کمک شایانی می‌کند (گولد[3] و همکاران، ۲۰۱۱) و در درجه دوم فضای رقابتی در میان نهادهای بازار بوجود می‌آورد که می‌تواند منجر به حرکت قیمت سهم در مسیر درست شود (CFA, 2009). بنا به تعریف اُهارا[4] (۱۹۹۵)، ریزساختار بازار عبارتست از "مطالعه‌ی فرآیندها و خروجی‌های معامله‌ی دارایی، با در نظر گرفتن قوانین معاملاتی مشخص". مطالعه‌ی ریزساختار بازار کمک می‌کند که بازده دارایی‌های مالی بهتر شناخته شود و چگونگی بهبود بازارهای مالی شناسایی گردد. بعلاوه، شناخت ریزساختار بازار راه را برای طراحی استراتژی‌های معاملاتی فراهم می‌کند. در مقاله‌ی گوا[5]، ران[6] و لارارد[7] (۲۰۱۷) به مطالعه پیرامون سفارش‌گذاری بهینه در تابلوی سفارش پرداخته شده است. در مطالعه‌ی صورت گرفته، بهترین سفارش خرید و فروش دارای خاصیت گام تصادفی و بازگشت به میانگین هستند و استراتژی سفارش‌گذاری با سفارش بازار و بهترین سفارش سمت مشابه ارزیابی شده است. ریزساختار تابلوی سفارش نیز در این پژوهش مطالعه شده است. اسمیت[8]، فارمر[9]، گلیموت[10] و کریشنامورسی[11] (۲۰۰۳) مشخصه‌های آماری تابلوی سفارش و شکل رفتاری آن را مطالعه کرده‌اند و با تمرکز بر خصیصه‌های مبتنی بر زمان، مدلی برای زمان رسیدن سفارش ارائه دادند. مدل ارائه شده برای تابلوی سفارش، در چارچوب معاملات با بسامد بالا است.

واکنش بازار

به اثر یک معامله بر قیمت سهم واکنش بازار گویند و به عنوان یک خصیصه‌ی پویا برای نقدشوندگی در نظر گرفته می‌شود (اُهارا، ۱۹۹۵). سفارش بازار از سمت خریدار منجر به افزایش قیمت و سفارش بازار از سمت فروشنده منجر به کاهش قیمت سهم می‌شود. اجرای سفارش‌های با حجم بالا صرف نظر از روش اجرای سفارش و ساختار بازار، عموماً بر

---

1. Tick
2. Jain
3. Gould
4. O'Hara
5. Guo
6. Ruan
7. Larrard
8. Smith
9. Farmer
10. Gillemot
11. Krishnamurthy

روی قیمت تأثیر می‌گذارد. نخستین پژوهش‌ها پیرامون واکنش بازار نسبت به معاملات با حجم بالا توسط کراوس[۱] و استول[۲] (۱۹۷۲) صورت گرفت. ایشان متوجه شدند اجرای معاملات بزرگ دارای اثر موقت و دائمی بر بازار NYSE است. پس از آن پژوهش‌های بسیاری توسط دانشمندان نظیر اوانز[۳] و لیونز[۴] (۲۰۰۲) و کوپیانز[۵]، دامویتیز[۶] و مدهون[۷] (۲۰۰۳) صورت گرفت که نشان می‌داد واکنش موقت بازار به دو عامل حجم معامله و نقدشوندگی بازار مرتبط و واکنش دائمی بازار به اطلاعات وابسته است. همچنین پژوهش‌های دیگری نظیر فارمر، گریگ[۸]، لیلو[۹] و مایک[۱۰] (۲۰۰۶) و کیسل (۲۰۱۴) در دنیا انجام شده است که بر دو بخشی بودن واکنش بازار تاکید می‌کند. جیسون[۱۱] (۲۰۱۵) در مقاله‌ی خود به بررسی واکنش بازار پرداخته و فرض کرده است که اثر دائمی واکنش بازار رفتاری خطی دارد و قیمت دارای خاصیت مارتینگل است. در این پژوهش واکنش بازار باحافظه است و نسبت به جریان ورود سفارش توزیع دنباله‌دار دارد. بررسی رابطه‌ی میان واکنش بازار و نوسان‌پذیری آن و همچنین مدت زمان انجام سفارش در پژوهش بسون[۱۲] و لاسنیر[۱۳] (۲۰۱۷) بررسی شده است. این پژوهشگر همچنین اندیکاتوری برای بررسی انعطاف تابلوی LOB در برابر جریان سفارش ارائه کرده و نشان داده است که این مدل می‌تواند بهتر از رویکردهای استاندارد عمل کند.

مدل‌سازی عامل‌گرا

شبیه‌سازی عامل‌گرا (ABM) رویکردی مبتنی بر مدل‌سازی کامپیوتری است. هدف این رویکرد ساختن سیستم پویا متشکل از تعدادی تصمیم گیرنده (عامل) است که با قوانین مشخص با یکدیگر در تعامل هستند (فارمر و فولی[۱۴]، ۲۰۰۹). این روش با ایجاد محیط مصنوعی بازار، امکان فعالیت عامل‌ها را با مکانیزم شبیه به بازار واقعی فراهم می‌کند. مدل‌سازی عامل‌گرا برای اولین بار در سال ۱۹۷۱ میلادی در علوم اقتصادی و مالی به‌کار گرفته شد (شلینگ[۱۵]، ۱۹۷۱). تسفاتسیون[۱۶] (۲۰۰۶) اقتصاد محاسباتی عامل‌گرا را این‌گونه تعریف می‌کند: مطالعه‌ی محاسباتی فرآیندهای اقتصادی که به صورت سیستمی پویا از تعامل عامل‌ها مدل‌سازی می‌شود. این دیدگاه مسیر را برای مدل‌سازی بازارهای مالی هموارتر می‌سازد و با رویکرد سنتی که در آن راه‌حل‌های تحلیلی مورد نظر نیست، تفاوت دارد (پارلو[۱۷] و سپی[۱۸]، ۲۰۰۸). همچنین، دانشی که بواسطه‌ی مدل‌سازی عامل‌گرا از بازارهای مالی ایجاد می‌شود، می‌تواند در ساختار دادن به قوانین بازار مفید واقع شود.

برخی از پژوهش‌ها با تکیه بر مدل‌سازی عامل‌گرا، به بررسی استراتژی‌های معاملاتی در محیط شبیه‌سازی شده پرداخته‌اند. رستگار و ساعدی‌فر (۱۳۹۶) در پژوهش خود، روش بهینه‌ای برای اجرای سفارش‌های با حجم بالا ارائه کرده‌اند. در این پژوهش، استراتژی بهینه‌ی معاملاتی بر اساس معیار قیمت میانگین موزون حجمی (VWAP) مورد بررسی قرار گرفته و در محیط عامل‌گرا پیاده‌سازی شده است. بر اساس نتایج ایشان، استراتژی بهینه توانسته است هزینه‌های اجرای معامله را بطور متوسط ۰/۱۳۷ درصد نسبت به بازار کاهش دهد.

---

1. Kraus
2. Stoll
3. Evans
4. Lyons
5. Coppejans
6. Domowitz
7. Madhavan
8. Gerig
9. Lillo
10. Mike
11. Jaisson
12. Besson
13. Lasnier
14. Foley
15. Schelling
16. Tesfatsion
17. Parlour
18. Seppi

مدل‌های عامل‌گرا در جهت مطالعه‌ی حباب‌های قیمتی و سقوط بازارهای مالی مورد استفاده قرار گرفته و در بسیاری از پژوهش‌ها به کار گرفته شده است، نظیر فلدمن[۱] و فردمن[۲] (۲۰۱۰)، کیم[۳] و مارکویتز[۴] (۱۹۸۹) و میلر[۵] (۲۰۰۸). مارکویتز –برنده‌ی جایزه نوبل– از نخستین کسانی بود که از شبیه‌سازی عامل‌گرای بازار استفاده نمود. فلدمن و فردمن تعامل میان افراد معامله‌گر و روبات‌های معامله‌گر را در زمان سقوط بازارهای مالی مورد بررسی قرار داده‌اند. آن‌ها پی بردند که انسان‌ها به دلیل تجربه‌ی بیشتر، در سقوط بازارها تأثیر کمتر داشتند.

برخی از پژوهش‌ها از مدل‌های مالی عامل‌گرا در جهت بررسی حقایق تجربی – که در بازارهای واقعی حاکم هستند– استفاده نموده‌اند. به طور مثال، دنباله‌دار بودن توزیع بازده قیمت از این دسته قوانین به شمار می‌رود (کنت[۶]، ۲۰۰۱). در پژوهش لوکس[۷] (۱۹۹۸) یک بازار مالی که در آن معامله‌گران بنیادی و تکنیکال به عنوان عامل فعالیت می‌کنند، شبیه‌سازی شده و خاصیت دنباله‌دار بودن بازده قیمت نشان داده شده است. چیارلا[۸] و یوری[۹] (۲۰۰۲) نشان دادند که استراتژی معامله‌گران بنیادی موجب دنباله‌دار شدن بازده قیمت در بازار مصنوعی می‌شود. نتایج پژوهش ایشان همچنین به این نکته اشاره دارد که زیاد بودن واکنش بازار به دلیل وجود شکاف قیمتی در سطوح تابلوی سفارش است. کویی[۱۰] و آنتونی برابازون[۱۱] (۲۰۱۲) به مطالعه اثر قیمتی (واکنش بازار) با رویکرد عامل‌گرا و با هدف بررسی نقش عامل هوشمند به عنوان شرط لازم در ایجاد مدل کاربردی و واقع بینانه از واکنش بازار، پرداختند. مدل‌های واکنش بازار در بحث استراتژی‌های تقسیم سفارش بسیار حائز اهمیت است. با این وجود هنوز خصیصه‌های مناسب مدل‌های واکنش بازار کاملا شناخته نشده است. این دو پژوهشگر، بازار مصنوعی بر پایه غیرهوشمند بودن عامل‌ها شبیه‌سازی کردند. در مدل ایشان تهاجمی بودن افراد در سفارش‌های محدود متمایز شده و همچنین برای توزیع حجم سفارش‌گذاری مطابق با مشاهده‌های پذیرفته شده توزیع لوگنرمال و برای توزیع سفارش‌گذاری از توزیع دنباله‌دار استفاده شده است. مدل ساخته شده از حیث درستی و دقت با داده‌های تاریخی بازار سهام لندن مقایسه شده است. در نهایت به این نتیجه رسیدند که به منظور تمرکز بر بازگو کردن مدل واکنش بازار با استفاده از بازارهای مصنوعی، باید شبیه‌سازی مبتنی بر عامل‌های هوشمند باشد. ریچارد بوک استیبر[۱۲] و مارک پادریک[۱۳] (۲۰۱۵) در پژوهش خود به نقش کاهش شدید نقدینگی در بحران‌های مالی اشاره کرده‌اند. به همین منظور درک صحیح از سطوح روزانه نقدینگی و توجه به چالش‌هایی از قبیل آسیب‌پذیری نقدینگی در برابر شوک‌های مختلف بازارهای مالی از اهمیت بالایی برخوردار است. در بیشتر پژوهش‌های پیشین، تمرکز بر مطالعه نقدینگی در دوران‌های غیر بحرانی بوده است. از طرفی ایشان اظهار داشتند پویایی بازار منجر به عرضه نقدینگی در بازار و به دنبال آن دور شدن از بحران‌های مالی می‌شود. به همین دلیل با هدف بررسی پویایی بازار محیطی مبتنی بر عامل ایجاد کردند. مدل ایشان از ساختار تابلوی ثبت سفارش جهت بررسی رابطه بین سه نوع عامل بازار: متقاضیان نقدینگی، عرضه کنندگان نقدینگی و بازارگردان‌ها استفاده کرده است. در این مقاله عمق بازار و

---

1. Feldman
2. Friedman
3. Kim
4. Markowitz
5. Miller
6. Cont
7. Lux
8. Chiarell
9. Iori
10. Cui
11. Brabazon
12. Bookstaber
13. Paddrik

انعطاف‌پذیری به عنوان دو مشخصه‌ی مهم از نقدینگی که در ایجاد بحران مؤثر هستند مورد بررسی قرار گرفتند. در نتیجه بطور برجسته، پیامدهای ناشی از تغییرات اختیارات بازارگردان‌ها در ارائه خدمات واسطه‌گری (عمق بازار) و چرخه ناهمگن تصمیم‌های متقاضیان نقدینگی در برابر عرضه کنندگان آن (انعطاف‌پذیری) در ایجاد بحران‌های ناشی از عدم نقدینگی نشان داده شده است.

در پژوهش پلات[1] و گیبی[2] (۲۰۱۷) بیان می‌شود که مدل‌های عامل‌گرا به ویژه آن دسته از مدل‌های پذیرفته شده، نشان از قابلیت تولید واقعی، شبیه‌سازی سیستم‌های داینامیک و مقایسه آن‌ها با مشاهدات تجربی را دارد. سایر مدل‌ها به دلیل دشواری نسبی در کالیبره کردن، محاسبات سنگین و پیچیده به دنبال دارند. به همین دلیل مدل‌های مالی عامل‌گرا، اغلب با نشان دادن توانایی مدل در تولید سری‌های زمانی شناخته شده مانند سری زمانی بازده و پذیرفته شده به عنوان حقایق تجربی مانند حقایق مربوط به تابلو ثبت سفارش‌ها بر خلاف نیاز به کالیبره کردن دقیق با داده‌های معاملاتی، معتبر شناخته می‌شوند. آن‌ها یک چهارچوب کالیبراسیون مدل مالی عامل‌گرا ایجاد کردند و برای مدل‌های ساده معاملات با بسامد بالا و پایین و تعامل میان آن‌ها و همچنین نشان دادن ضعف‌های احتمالی روش حقایق تجربی در اعتبارسنجی، به کار بستند. ایشان سپس به بحث در مورد محور کالیبراسیون در فرایند اعتبارسنجی مدل‌های مالی عامل‌گرا و مشکلات احتمالی رویکردهای کنونی می‌پردازند.

روش‌شناسی پژوهش

در پژوهش حاضر، هدف پژوهشگران شبیه‌سازی رفتار تابلوی سفارش به صورت عامل‌گرا به منظور ایجاد بازار مصنوعی، همچنین معرفی مدلی برای استراتژی بهینه سفارش گذاری و بررسی عملکرد این استراتژی در محیط شبیه‌سازی شده، است. به منظور طراحی الگوریتم شبیه‌سازی و تعیین پارامترهای مدل، داده‌های درون–روزی تابلوی سفارش سهم مورد نیاز است. لازم به ذکر است، مدل ارائه شده در استراتژی بهینه شده‌ی پژوهش با تکیه بر ریزساختار بازار در لحظه قبل از سفارش تصمیم‌گیری می‌کند و قیمت بهینه سفارش گذاری را ارائه می‌دهد. بنابراین مطالعه مفاهیم ریز ساختار بازار علاوه براینکه در شبیه‌سازی بازار به‌کار گرفته می‌شود، در شناخت عمیق‌تر مدل استراتژی بهینه شده مؤثر است.

ساختار داده‌های تابلوی سفارش از لحاظ نحوه‌ی ثبت در پایگاه داده بدین صورت است که داده‌ها در ۵ سطح قیمتی و به صورت تجمعی بر مبنای قیمت ثبت می‌گردد. یعنی حجم سفارش‌هایی که با قیمت مشابه ثبت شده‌اند، تجمیع می‌گردد. همچنین، تعداد معامله‌گران در هر سطح قیمت مشخص می‌شود. پس در هر سطح قیمت، ۳ نوع داده ثبت می‌شود. در این پژوهش از داده‌های سهم فولاد مبارکه اصفهان با نماد "فولاد" استفاده شده است.

همان‌طور که در بخش‌های پیشین اشاره شد، تمرکز پژوهش حاضر بر مطالعه‌ی تابلوی ثبت سفارش سهم است. فهم ریزساختار تابلوی سفارش به معامله‌گران کمک می‌کند تا تصمیم‌های معاملاتی را هوشمندانه اتخاذ کنند و استراتژی‌های خود را مطابق با مکانیزم رفتاری آن طراحی نمایند. معامله‌گران بزرگ بازار نظیر کارگزاری‌ها و شرکت‌های تامین سرمایه

[1]. Platt [2]. Gebbie

به دلیل حجم بالای سرمایه‌گذاری در بورس، بیش از سایر عامل‌ها نیازمند طراحی، بهینه‌سازی و مدیریت استراتژی معاملاتی هستند و ازاین‌رو مطالعه‌ی ریزساختار تابلوی سفارش برای ایشان اهمیت بیشتری دارد.

نهاد قانون‌گذار همچنین از ارکان تأثیرگذار بازار است که برای تنظیم مقررات و پارامترهای ساختاری بازار، نیاز دارد تا پیش از پیاده‌سازی در بازار واقعی، بازخورد آن را در رفتار معامله‌گران و مکانیزم تابلوی سفارش مورد تجزیه و تحلیل قرار دهد و این فرآیند در قالب یک ساختار شبیه‌ساز بازار قابل اجرا خواهد بود. ریزساختار بازار همچنین کمک می‌کند تا معیارهای نقدشوندگی مناسب برای سیستم معاملات طراحی گردد.

طراحی بازار: در مدل شبیه‌سازی ۲ دسته عامل وجود دارد، خریداران (buyers) و فروشندگان (sellers). ثبت سفارش محدود و یا سفارش بازار از سمت خریدار توسط عامل خرید صورت می‌گیرد و بالعکس. مطابق با بازار بورس تهران، شبیه‌سازی با بسامد ثانیه‌ای صورت می‌گیرد و در هر ثانیه عامل‌های خرید و فروش با احتمال ۰٫۵ انتخاب می‌شوند. عامل‌های انتخاب شده در هر لحظه می‌توانند یکی از ۴ عمل زیر را انجام دهند.

- هیچ اقدامی نکنند.
- سفارش بازار ثبت کند.
- سفارش محدود ثبت کند.
- سفارش موجود در صف را کنسل کند.

هر عامل با احتمال‌های جدول شماره ۱ یکی از ۴ عمل بالا را انجام می‌دهد و مجموع این احتمال‌ها نیز برابر ۱ خواهد بود ($\lambda_o + \lambda_m + \lambda_l + \lambda_c = 1$). در این پژوهش فرض شده است که یک عامل، آخرین سفارش موجود در تابلوی خود را کنسل می‌کند.

جدول ۱. احتمال مربوط به نوع اقدام عامل‌ها

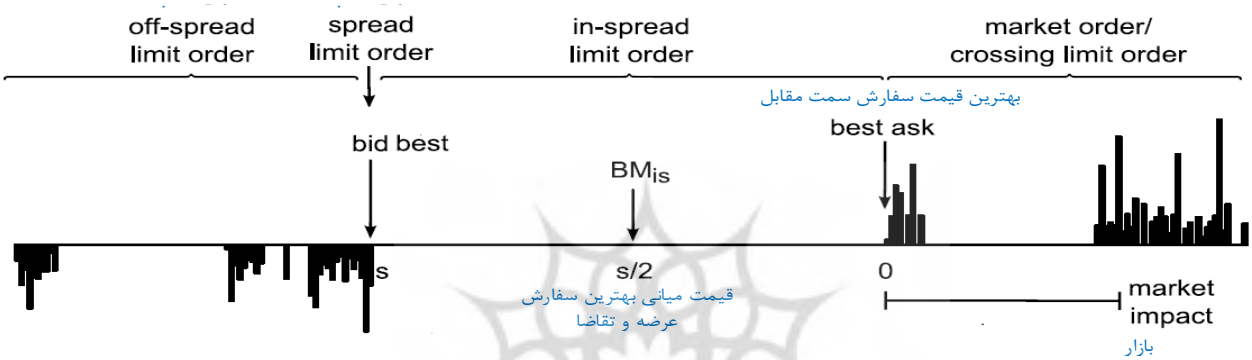
ردیف	نوع اقدام	احتمال
۱	هیچ اقدامی نکند.	λ_o
۲	سفارش بازار ثبت کند.	λ_m
۳	سفارش محدود ثبت کند.	λ_l
۴	سفارش موجود در صف را کنسل کند.	λ_c

همچنین، عامل‌ها می‌توانند ۴ نوع سفارش ثبت کنند:

- سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مقابل (سفارش بازار): این نوع سفارش فوراً منجر به معامله می‌گردد. لازم به ذکر است، در صورتی که سفارش خرید (فروش) با قیمتی بالاتر (پایین‌تر) از بهترین سفارش سمت مقابل ثبت گردد، معامله با قیمت بهترین سفارش سمت مقابل انجام خواهد شد.

- سفارش در قیمت میانی شکاف قیمتی[۱]
- سفارش در بهترین قیمت سفارش سمت مشابه[۲]
- سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مشابه[۳]

مطابق با موارد بالا، شکل شماره ۱ انواع رویکرد سفارش‌گذاری را نشان می‌دهد (در این شکل، واکنش بازار با فرض ثبت سفارش خرید مشخص شده است).



شکل ۱. موقعیت قیمتی انواع سفارش از سمت خرید در تابلوی ثبت سفارش. برای سفارش از سمت فروش، موقعیت قیمتی عکس حالت بالا است.

هر عامل با احتمال‌های جدول شماره ۲ اقدام به ثبت سفارش می‌کند و مجموع احتمال‌ها نیز برابر ۱ خواهد بود ($\lambda_{crs}+\lambda_{mid}+\lambda_{spr}+\lambda_{offspr}=1$).

جدول ۲. احتمال مربوط به نوع سفارش عامل‌ها

ردیف	نوع سفارش	احتمال
۱	سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مقابل	λ_{crs}
۲	سفارش در محدوده‌ی شکاف قیمتی	λ_{mid}
۳	سفارش در بهترین قیمت سفارش سمت مشابه	λ_{spr}
۴	سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مشابه	λ_{offspr}

در صورتی که یک عامل، سفارش خرید (فروش) از نوع اول بگذارد و حجم سفارش از حجم موجود در بهترین قیمت فروش (خرید) بیشتر باشد، مابقی حجم معامله نشده با همان قیمت به صورت سفارش خرید (فروش) در صف قرار می‌گیرد.

پارامترهای الگوریتم: به منظور طراحی مدل شبیه‌سازی، ۹ پارامتر مطابق جدول شماره ۳ در نظر گرفته شده و مقادیر آن‌ها با استفاده از داده‌های سهم فولاد تخمین زده شده است.

[1]. Mid-Price Order [2]. Best-Price Order [3]. Off-Spread Order

جدول ۳. معرفی پارامترهای الگوریتم عامل‌گرا

ردیف	تنظیمات اولیه	نماد
۱	قیمت میانی بهترین سفارش عرضه و تقاضا در لحظه‌ی صفر	P_0
۲	شکاف قیمتی عرضه و تقاضا در لحظه‌ی صفر	$spread$
۳	تیک زمانی	$tick$
ردیف	پارامتر	نماد
	نوع عامل	
۱	خریدار – فروشنده	bid - ask
	نوع اقدام (عمل)	
۲	هیچ اقدامی نکنند.	λ_o
۳	سفارش بازار ثبت کنند.	λ_m
۴	سفارش محدود ثبت کنند.	λ_l
۵	سفارش موجود در صف را کنسل کنند.	λ_c
	نوع سفارش	
۶	سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مقابل	λ_{crs}
۷	سفارش در قیمت میانی شکاف قیمتی	λ_{mid}
۸	سفارش در بهترین قیمت سفارش سمت مشابه	λ_{spr}
۹	سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مشابه	λ_{offspr}

آمار توصیفی: در پژوهش حاضر از داده‌های سهم فولاد استفاده شده که دارای حجم معامله‌ی بالا و نقدشوندگی مطلوب است. این داده‌ها اطلاعات مربوط به تابلوی ثبت سفارش و معاملات انجام شده را از تاریخ ۱۳۹۵/۰۸/۱۱ تا ۱۳۹۵/۱۱/۲۶ شامل می‌شود. داده‌های پیش از زمان ۹:۰۰ و پس از زمان ۱۲:۳۰ در محاسبات لحاظ نمی‌گردد، چراکه ساعت کاری بورس تهران مابین دو زمان بیان شده است. آمار توصیفی مربوط به سفارش‌ها و معاملات سهم فولاد مطابق با مدت ثبت داده‌ها در جدول شماره ۴ آمده است.

جدول ۴. آمار توصیفی مربوط به داده‌های پژوهش

ردیف	شرح	مقدار
۱	میانگین قیمت میانی بهترین سفارش عرضه و تقاضا	۱۳۸۶
۲	میانگین قیمت شکاف عرضه و تقاضا	۱۴
۳	میانگین حجم معاملات	۱۹٫۸۷۳
۴	تعداد معاملات	۲۸٫۶۰۸

داده‌های پژوهش مدت ۷۱ روز معاملاتی را پوشش می‌دهد و تعداد ۱۲٫۶۰۰ ثانیه در هر روز معاملاتی وجود دارد. در این مدل فرض شده است که در هر ثانیه فقط ۱ اقدام صورت می‌گیرد. پارامترهای احتمالی برای ۴ نوع عمل و ۴ نوع سفارش، به صورت میانگین مقادیر روزانه‌ی داده‌های واقعی محاسبه شده است.

الگوریتم شبیه‌سازی بازار: شکل شماره ۲ الگوریتم شبیه‌سازی بازار را نشان می‌دهد.

تولید عدد تصادفی با توزیع یکنواخت (۱-۰) و مشخص نمودن نوع عامل (خریدار – فروشنده) با احتمال ۰,۵

انتخاب عامل (*Agent Typ*)

عامل: خریدار (*case Buyer*)

تولید عدد تصادفی با توزیع یکنواخت (۱-۰) و مشخص نمودن نوع عمل
(هیچ اقدامی نکند، سفارش محدود یا بازار ثبت کند، سفارش قبلی خود را کنسل کند)

انتخاب عمل (*Action Type*)

عمل: هیچ اقدامی نکند (*case Do Nothing*)

عمل: سفارش بازار ثبت کند (*case Submit a market order*)

ثبت سفارش خرید در تابلوی LOB با قیمت بهترین سفارش فروش
انتخاب حجم سفارش با انتخاب تصادفی از داده‌های تاریخی

عمل: سفارش محدود ثبت کند (*case Submit a limit order*)

تولید عدد تصادفی با توزیع یکنواخت (۱-۰) و مشخص نمودن نوع سفارش
(سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مقابل ،سفارش در محدوده‌ی شکاف قیمتی ،سفارش در بهترین قیمت سفارش سمت مشابه، سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مشابه)

انتخاب نوع سفارش (*Order Type*)

ثبت سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مقابل (*case Crossing limit order*)

ثبت سفارش خرید در تابلوی LOB با قیمت بیشتر از بهترین سفارش فروش
انتخاب حجم سفارش با انتخاب تصادفی از داده‌های تاریخی

ثبت سفارش در محدوده‌ی شکاف قیمتی (*case Inside-spread limit order*)

ثبت سفارش خرید در تابلوی LOB در محدوده‌ی شکاف قیمتی
انتخاب حجم سفارش با انتخاب تصادفی از داده‌های تاریخی

ثبت سفارش در بهترین قیمت سفارش سمت مشابه (*case Spread limit order*)

ثبت سفارش خرید در تابلوی LOB با قیمت بهترین سفارش خرید
انتخاب حجم سفارش با انتخاب تصادفی از داده‌های تاریخی

ثبت سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مشابه (*case Off-spread limit order*)

ثبت سفارش خرید در تابلوی LOB با قیمت کمتر یا مساوی بهترین سفارش خرید
انتخاب حجم سفارش با انتخاب تصادفی از داده‌های تاریخی

اتمام (*end case*)

اتمام (*end case*)

عمل: سفارش قبلی خود را کنسل کند (*case Cancel an outstanding limit order*)

خریدار، آخرین سفارش خود را که هنوز معامله نشده و در تابلوی LOB است، کنسل می‌کند.

اتمام (*end case*)

اتمام (*end case*)

عامل: فروشنده (*case Seller*)

مشابه با الگوریتم عامل خریدار

اتمام (*end case*)

اتمام (*end algorithm*)

شکل۲ . الگوریتم شبیه‌سازی

یک دسته از مدل‌های شبیه‌سازی عامل‌گرا بر اتفاق‌های درون–روزی تمرکز دارد. تغییر قیمت در این مکانیزم از تقابل جریان سفارش ورودی و نقدینگی تابلوی سفارش حاصل می‌شود و پویایی این مدل بواسطه‌ی داده‌های ایجاد شده (مانند ثبت و یا تغییر سفارش، شکاف قیمتی عرضه و تقاضا و عمق بازار، معاملات) در هر تیک زمانی است. مکانیزم شبیه‌سازی این پژوهش نیز در چارچوب ثانیه‌ای اقدام به شبیه‌سازی بازار می‌کند و در نتیجه در این کلاس از مدل‌های ABM جای می‌گیرد.

بسیاری از مدل‌های شبیه‌سازی با رویکرد درون–روزی تنها به استراتژی اجرای تصادفی سفارش پرداخته‌اند که در این میان پژوهش کوی و بارابازون (۲۰۱۲) و چیارلا، یوری و پرلو[1] (۲۰۰۹) را می‌توان نام برد. در این پژوهش‌ها به این نکته اشاره شده است که مدل‌سازی بهینه‌ی واکنش بازار با استفاده از عامل‌های هوشمند امکان‌پذیر است. در پژوهش جاری که بر اساس پژوهش الکساندر ماندس (۲۰۱۵) طراحی شده، تمرکز بر روی استراتژی سفارش‌گذاری است و مدل تصمیم‌گیری بر اساس نوسان‌پذیری و نقدشوندگی بازار جایگزین رویکرد تصادفی در انتخاب قیمت سفارش شده است. همچنین مدل استراتژی بهینه شده از بابت اجرای سفارش دارای عملکرد هوشمند است، چراکه با توجه به عواملی مانند وضعیت فعلی تابلوی سفارش، ویژگی رفتاری عامل‌ها و تغییر در ریزساختار بازار طراحی شده است.

استراتژی سفارش‌گذاری بهینه شده: در این بخش ابتدا به معرفی مدل تصمیم‌گیری پرداخته خواهد شد و سپس اجزای آن مورد بررسی قرار خواهد گرفت. رابطه‌های شماره ۱ تا ۹ استراتژی انتخاب سفارش بهینه را نشان می‌دهد.

$$\min f(1_M,\Delta)=\cos t(1_M,\Delta)+\lambda_u(1-1_M)risk(\Delta) \quad \text{رابطه ۱)}$$

$$\cos t(1_M,\Delta)=\begin{cases} imp.sh(1_M,\Delta), imp.sh(.)\le\sigma_{is} \\ \beta\sigma_{is}(imp.sh(1_M,\Delta)/\sigma_{is})^2, imp.sh(.)\succ\sigma_{is}\end{cases} \quad \text{رابطه ۲)}$$

$$imp.sh(1_M,\Delta)=\begin{cases} BM_{is}+mk.imp(V),1_M \\ BM_{is}-\Delta, not(1_M)\end{cases} \quad \text{رابطه ۳)}$$

$$risk(\Delta)=flow(OBI)size(V)(\alpha_0+\alpha_1 dyn(\Delta)+\alpha_2 queue(\Delta)) \quad \text{رابطه ۴)}$$

$$flow(OBI)=\mu^{OBI} \quad \text{رابطه ۵)}$$

$$OBI=(-1)^{1_{sell}}\frac{\sum_{i=1}^{N}bid_i-\sum_{i=1}^{N}ask_i}{\max(\sum_{i=1}^{N}bid_i,\sum_{i=1}^{N}ask_i)} \quad \text{رابطه ۶)}$$

$$size(V)=\exp(V^{\eta}) \quad \text{رابطه ۷)}$$

$$dyn(\Delta)=\sigma_{dyn}(\frac{\Delta-BM_{dyn}}{\sigma_{dyn}})^2 \quad \text{رابطه ۸)}$$

$$queue(\Delta)=BQ_{\Delta} \quad \text{رابطه ۹)}$$

[1]. Perello

مدل تصمیم‌گیری بالا تعادلی میان هزینه معالاتی و ریسک اجرا نشدن سفارش است. به عبارت دیگر رفتار تهاجمی معامله‌گر موجب افزایش هزینه می‌شود اما ریسک ماندن در صف سفارش را کاهش می‌دهد. در مقابل، در صورتی که معامله‌گر رفتار محتاطانه از خود نشان دهد ریسک اجرا نشدن معامله بیشتر خواهد بود. متغیر تصمیم در این مدل Δ است که استراتژی سفارش‌گذاری بر مبنای مقدار آن تعیین می‌گردد. تابع هزینه و ریسک از چند بخش تشکیل شده است که مقدار آن‌ها متناسب با ریزساختار و وضعیت تابلوی ثبت سفارش، در هر لحظه تعیین می‌گردد. بدین ترتیب می‌توان بر اساس قرار گرفتن (Δ) نسبت به BM_{is} و σ_{is} تابع مینیمم‌سازی (تابع هدف) را به چند حالت تقسیم نمود. از آنجاکه تابع $queue(\Delta)$ دارای مقادیر گسسته بوده و مشتق‌پذیر نیست، در تمام حالت‌ها با صفر قرار دادن ضریب α_2، تابع $queue(\Delta)$ در مدل نادیده گرفته می‌شود[1]. برای یافتن جواب بهینه از روش عددی[2] می‌توان استفاده کرد. در این روش، نقاط حاصل از مشتق در هر حالت، به عنوان نقاط پایانی[3] از مجموعه نقاط شدنی در نظر گرفته می‌شود. اکنون تابع هدف –با در نظر گرفتن تابع $queue(\Delta)$- برای مقادیر شدنی دلتا محاسبه می‌شود و مقدار بهینه‌ی دلتا بدست می‌آید.

همانطور که پیشتر بیان شد، مدل ارائه شده در این پژوهش برگرفته از مدل بهینه‌سازی ماندس بوده و پارامترهای آن متناسب با بازار بورس ایران بهینه‌سازی شده است. این مدل، تعمیم یافته‌ی مدل کنت (۲۰۰۱) است با این تفاوت که در مدل کنت (۲۰۰۱) بخشی از حجم سفارش می‌تواند بصورت سفارش بازار و بخشی بصورت سفارش محدود در تابلوی سفارش ثبت گردد، اما در مدل پژوهش تمام حجم سفارش یا بصورت سفارش بازار و یا بصورت سفارش محدود در تابلوی سفارش قرار داده می‌شود. همچنین، برخلاف مدل کنت (۲۰۰۱) که از جریان ورود سفارش و توزیع قیمت سهم استفاده نموده است، مدل پژوهش به ریزساختار بازار در زمان ثبت سفارش توجه کرده است. در ادامه هر یک از عناصر مدل توضیح داده می‌شود.

تابع $imp.sh(1_M, \Delta)$: این تابع هزینه‌ی سفارش را نسبت به یک قیمت معیار (BM_{is}) می‌سنجد. در صورتی که سفارش از نوع بازار ($\Delta = 0$) باشد شامل هزینه واکنش بازار بعلاوه فاصله قیمت سفارش از قیمت معیار است و اگر سفارش از نوع محدود باشد ($\Delta > 0$) بخش هزینه واکنش بازار از آن کم می‌شود. مطابق با تعریف، واکنش بازار برابر است با تغییر در قیمت میانی بهترین سفارش عرضه و تقاضا هنگامی که معامله اتفاق می‌افتد. واکنش بازار مطابق با رابطه‌ی شماره ۱۰ محاسبه می‌گردد.

$$MI = \left[\log(P_t) - \log(P_{t-1})\right] \qquad \text{رابطه ۱۰)}$$

[1]. Relaxing [2]. Numerical Procedure [3]. Stopping Points Stopping Points

در رابطه بالا P_{t-1} برابر با قیمت میانی بهترین سفارش عرضه و تقاضا در لحظه‌ی پیش از معامله و P_t برابر با قیمت میانی بهترین سفارش عرضه و تقاضا در لحظه‌ی پس از معامله است. این معیار برای هر معامله قابل محاسبه خواهد بود. این محاسبات می‌تواند از سمت خریدار و فروشنده – بسته به اینکه کدام عامل سفارش بازار بگذارد – انجام گیرد.

تابع $flow(OBI)$: این تابع بر احتمال اجرایی شدن سفارش موجود در صف تابلوی LOB تأثیر می‌گذارد. تابع جریان سفارش بر پایه‌ی نقدشوندگی بازار محاسبه می‌شود و مقدار آن بستگی به عدم تعادل حجم سفارش موجود در صف عرضه و تقاضا دارد. کسر OBI حجم موجود در صف خریدار و فروشنده را برای N سطح تابلوی سفارش محاسبه می‌کند.

تابع $size(V)$: نگرش قرار گرفتن این تابع در قسمت مربوط به ریسک مدل این است که سفارش با حجم بالا موجب می‌شود قیمت سفارش‌های پس از آن در جهت نامطلوب حرکت کند. به عنوان مثال، اگر یک سفارش خرید با حجم بالا در تابلو ثبت شود، تمایل سایر معامله‌گران برای سفارش‌گذاری با قیمت بالاتر افزایش می‌یابد و این رفتار موجب روند صعودی قیمت سهم می‌گردد که نامطلوب است. چراکه هزینه معاملاتی را برای سفارش‌های آتی بالا می‌برد.

تابع $dyn(\Delta)$: این تابع بیان می‌کند که ریسک اجرایی نشدن سفارش با فاصله گرفتن از بازه‌ی نوسانی قیمت، افزایش می‌یابد. بنابراین درصورتی که متغیر تصمیم، فاصله‌ی زیادی با قیمت معیار داشته باشد، به آن جریمه تعلق می‌گیرد.

تابع $queue(\Delta)$: این تابع حجم تجمعی سفارش‌های موجود در سطوح بالاتر از سفارش تعیین شده توسط مدل را محاسبه می‌کند. بدیهی است هرچه مقدار این تابع بیشتر باشد، ریسک اجرا نشدن سفارش بالا می‌رود. مقادیر این تابع برحسب درصدی از متوسط حجم معاملات روزانه گزارش می‌شود.

یافته‌های پژوهش

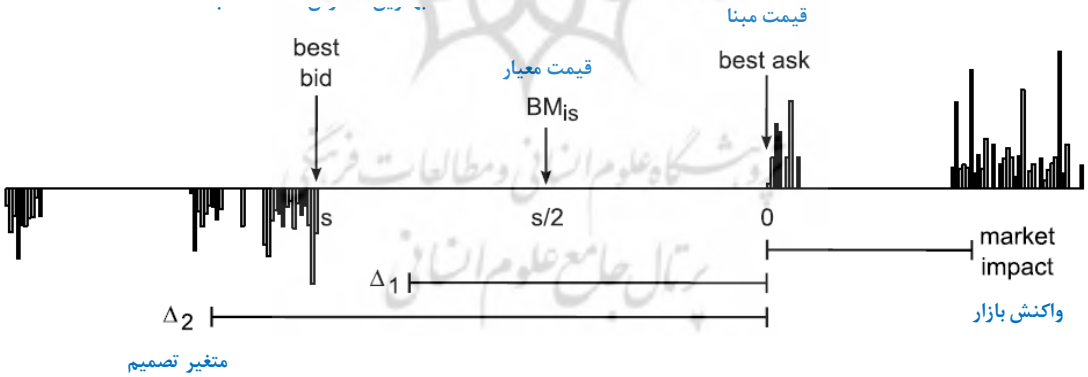
ساختار شبیه‌سازی ارائه شده در این پژوهش از ۴ منظر مورد بررسی قرار خواهد گرفت. نخست، الگوریتم عامل‌گرا که بدنه‌ی اصلی شبیه‌سازی را تشکیل می‌دهد و روند انتخاب عامل‌ها، نوع اقدام عامل‌ها، استراتژی سفارش‌گذاری و در نهایت انتخاب حجم سفارش در دل این الگوریتم جای دارد. لازم به ذکر است در الگوریتم ارائه شده، عامل‌ها برای حجم سفارش از استراتژی مشخص پیروی نمی‌کنند و انتخاب حجم به صورت تصادفی از پایگاه داده‌های تاریخی صورت می‌گیرد.

عامل‌ها دومین رکن بازار هستند که در این بخش به آن پرداخته شده است. به طور کلی، بازار را دو عامل خریدار و فروشنده تشکیل می‌دهد و از فعالیت این دو، قیمت سهم شکل می‌گیرد. از دیدگاه عرضه و تقاضا، عامل خرید موجب افزایش قیمت و عامل فروش موجب کاهش قیمت می‌شود. نکته‌ی تأثیرگذار در روند قیمت سهم همچنین میزان تهاجمی بودن سفارش عامل‌های بازار است و بسته به استراتژی معامله‌گران و قیمت سفارش‌گذاری ایشان می‌تواند نوسان کند. در الگوریتم ارائه شده، برای هر درجه از تهاجمی بودن سفارش یک استراتژی طراحی شده است که در جدول شماره ۵ به صورت "نوع سفارش" نام برده شده است. در نهایت این ۵ استراتژی در شکل‌گیری قیمت بازار نقش دارند و عملکرد هر کدام در انتهای بازار با معیارهایی که در بخش بعدی معرفی می‌گردد، بررسی می شود.

هسته‌ی تکنیکی و تأثیرگذار در کیفیت شبیه‌سازی، بخش استراتژی‌های تعیین قیمت سفارش‌گذاری بوده و این بخش از دو زاویه دارای اهمیت است. نخست آنکه استراتژی‌های مورد استفاده توسط معامله‌گران، ماهیت رفتاری عامل‌های بازار را بازگو می‌کند و یکی از شاخص‌های کلیدی در درک مکانیزم بازار است و نکته‌ی دوم که اهمیت وجود استراتژی در الگوریتم شبیه‌سازی را نشان می‌دهد، نقش آن در فرآیند کشف قیمت سهم است. به طور معمول، هر چه سفارش‌گذاری در تابلوی ثبت سفارش تهاجمی‌تر باشد، انتظار می‌رود روند تغییر قیمت سهم با شیب بیشتری همراه شود.

یکی از استراتژی‌های طراحی شده در الگوریتم شبیه‌سازی، استراتژی سفارش‌گذاری بهینه شده است که با توجه به وضعیت صف خرید و فروش در هر تیک زمانی و مبتنی بر یک مدل تصمیم‌گیری، اقدام به محاسبه‌ی قیمت بهینه‌ی سفارش می‌کند. این مدل که برگرفته از پژوهش ماندس (۲۰۱۵) است، با برقراری تعادل میان ریسک اجرا نشدن معامله و هزینه اجرای سفارش، هزینه معاملاتی را کمینه می‌کند. در ساختار تابع ریسک به مواردی همچون عدم تعادل عرضه و تقاضا و فاصله‌ی قیمت سفارش از قیمت معیار توجه شده است. در تابع ریسک همچنین واکنش بازار و فاصله‌ی قیمت سفارش از قیمت مطلوب مد نظر بوده است. در ادامه از این استراتژی به عنوان استراتژی بهینه شده‌ی پژوهش نام برده می‌شود.

مدل با توجه به وضعیت تابلوی سفارش در لحظه‌ای که معامله‌گر می‌خواهد سفارش‌گذاری کند، مقدار بهینه‌ی سفارش را محاسبه می‌کند که به این ویژگی وان شات[1] می‌گویند، یعنی با توجه به تصویر تابلوی سفارش در هر تیک زمانی، مقادیر توابع هزینه و ریسک تغییر می‌کند. شکل شماره ۳ بازه‌ی تغییر Δ را نشان می‌دهد. در اینجا فرض شده است که عامل خرید (خریدار) می‌خواهد سفارش بگذارد.



شکل ۳. بازه‌ی تغییرات متغیر تصمیم دلتا در صف خرید و فروش

در سطوح مختلف الگوریتم چندین پارامتر وجود دارد که برای انتخاب عامل‌ها، نوع اقدام و استراتژی سفارش‌گذاری عامل‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. این پارامترها پس از تجزیه و تحلیل داده‌های تاریخی محاسبه شده‌اند و مقدار هریک در جدول شماره ۵ آمده است.

1. one-shot

جدول ۵. مقادیر مربوط به پارامترهای الگوریتم

ردیف	تنظیمات اولیه	مقدار	
۱	قیمت میانی بهترین سفارش عرضه و تقاضا در لحظه‌ی صفر	۱۳۱۰	
۲	شکاف قیمتی عرضه و تقاضا در لحظه‌ی صفر	۲۰	
۳	تیک زمانی	۱	
ردیف	**پارامتر**	**نماد**	**احتمال**
	نوع عامل		
۱	خریدار – فروشنده	–	۰/۵
	نوع اقدام (عمل)		
۲	هیچ اقدامی نکنند.	λ_o	۰/۹۱۶
۳	سفارش بازار ثبت کنند.	λ_m	۰/۰۳۲
۴	سفارش محدود ثبت کنند.	λ_l	۰/۰۵۱
۵	سفارش موجود در صف را کنسل کنند.	λ_c	۰/۰۰۱
	نوع سفارش		**سمت خرید** / **سمت فروش**
۶	سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مقابل	λ_{crs}	۰/۴۲۶ / ۰/۳۹۶
۷	سفارش در قیمت میانی شکاف قیمتی	λ_{mid}	۰/۰۲۲ / ۰/۰۲۱
۸	سفارش در بهترین قیمت سفارش سمت مشابه	λ_{spr}	۰/۲۱۹ / ۰/۲۰۶
۹	سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مشابه	λ_{offspr}	۰/۲۸۳ / ۰/۳۳۷
۱۰	سفارش با استفاده از مدل بهینه شده در پژوهش	λ_{micro}	۰/۰۵۰ / ۰/۰۵۰

مطابق با استراتژی سفارش‌گذاری ارائه شده در پژوهش، تعداد ۷ پارامتر در ساختار مدل وجود دارد که در جدول شماره ۶ مقادیر مربوط به آن‌ها ارائه شده است.

جدول ۶. مقادیر مربوط به پارامترهای مدل ماندس

ردیف	تابع	پارامتر	مقدار
۱	$f(1_M, \Delta)$	λ_u	یک عدد تصادفی در بازه‌ی [۱ ۰/۱]
۲	$risk(\Delta)$	α_0	۰/۱۰
۳		α_1	۰/۵۰
۴		α_2	۰/۲۵
۵		μ	۲
۶		η	۰/۸۰
۷	$\cos t(1_M, \Delta)$	β	۰/۰۰۷

پس از طراحی الگوریتم شبیه‌سازی و تنظیم پارامترهای آن، نوبت به کدنویسی الگوریتم و پیاده‌سازی آن برای بازتولید رفتار بازار می‌رسد. در پژوهش حاضر از نرم‌افزار متلب برای کدنویسی الگوریتم استفاده شده است. الگوریتم عامل‌گرای ارائه شده، بازار را برای ۳۰ روز شبیه‌سازی کرده است. در ادامه به بررسی عملکرد استراتژی‌های سفارش‌گذاری پرداخته و شاخص‌های مورد استفاده برای سنجش آن‌ها معرفی می‌گردد. لازم به ذکر است، استراتژی سفارش‌گذاری ارائه شده در این پژوهش، فقط از سمت خرید مورد بررسی قرار گرفته است.

مقایسه عملکرد استراتژی‌های سفارش‌گذاری: پس از تجزیه و تحلیل اطلاعات مربوط به معاملات انجام شده در بازار مصنوعی، نیاز است تا با استفاده از چند شاخص، عملکرد استراتژی‌های سفارش‌گذاری با هم مقایسه شود. بدین منظور از ۵ شاخص به شرح زیر استفاده شده است:

۱. میانگین مدت زمان انتظار در صف[1]: این معیار، میانگین زمانی را نشان می‌دهد که یک سفارش با استراتژی مشخص در صف قرار گرفته است تا معامله شود. کم بودن این شاخص، نشان دهنده‌ی عملکرد مطلوب استراتژی است.

۲. میانگین حجم معامله شده از سفارش[2]: این معیار، میانگین حجم معامله شده را نسبت به حجم سفارش در نظر می‌گیرد. هرچه این کسر به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده‌ی عملکرد مطلوب استراتژی است.

۳. میانگین قیمت خرید سهم[3] این معیار، میانگین حجمی قیمت معاملات را برای استراتژی‌های بازار محاسبه می‌کند. با توجه به اینکه در این پژوهش، استراتژی‌ها از سمت خرید با هم مقایسه شده است، هرچه میانگین قیمت خرید سهم کمتر باشد، نشان دهنده‌ی عملکرد مطلوب استراتژی است.

۴. میانگین وزنی مدت زمان انتظار در صف[4]: این معیار مشابه با معیار اول است، با این تفاوت که میانگین وزنی با توجه به حجم سفارش محاسبه می‌شود و زمان انتظار با اندازه سفارش متناسب شده است. چرا که معمولا سفارش‌های بزرگتر، زمان انتظار بیشتری (برای اجرای کامل) دارند.

۵. میانگین زمان انتظار برای معامله‌ی هر سهم: این معیار، میانگین زمانی را نشان می‌دهد که یک عدد سهم با استراتژی مشخص در صف قرار گرفته است تا معامله شود. کم بودن این شاخص، نشان دهنده‌ی عملکرد مطلوب استراتژی است.

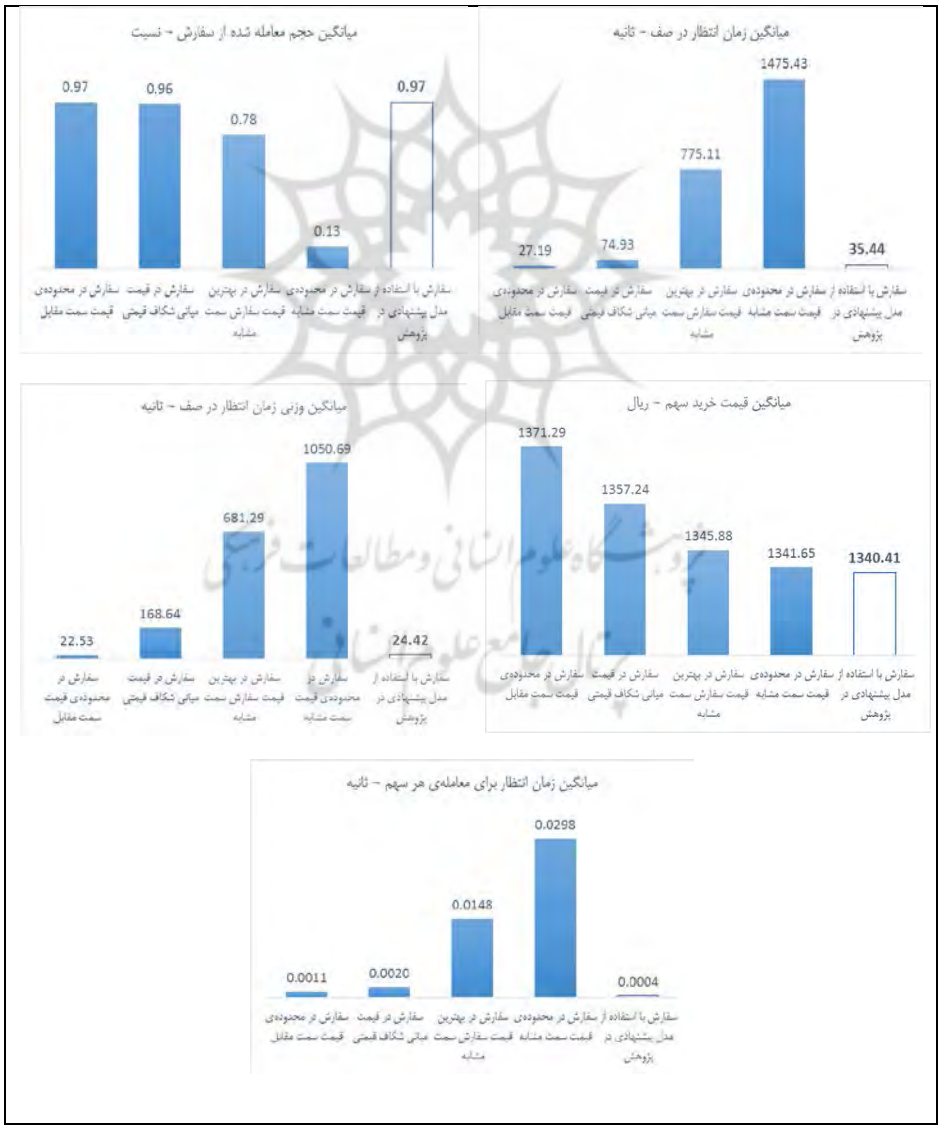
پس از محاسبه‌ی معیارهای بالا برای استراتژی‌های بازار، نتایج مطابق جدول شماره ۷ بدست آمد.

جدول ۷. مقایسه‌ی عملکرد استراتژی‌های معاملاتی

استراتژی	میانگین زمان انتظار در صف (ثانیه)	میانگین حجم معامله شده از سفارش (نسبت)	میانگین قیمت خرید سهم (ریال)	میانگین وزنی زمان انتظار در صف (ثانیه)	میانگین زمان انتظار برای معامله‌ی هر سهم (ثانیه)
سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مقابل	۲۷/۱۹	۰/۹۷	۱۳۷۱/۲۹	۲۲/۵۳	۰/۰۰۱۱
سفارش در قیمت میانی شکاف قیمتی	۷۴/۹۳	۰/۹۶	۱۳۵۷/۲۴	۱۶۸/۶۴	۰/۰۰۲۰
سفارش در بهترین قیمت سفارش سمت مشابه	۷۷۵/۱۱	۰/۷۸	۱۳۴۵/۸۸	۶۸۱/۲۹	۰/۰۱۴۸
سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مشابه	۱۴۷۵/۴۳	۰/۱۳	۱۳۴۱/۶۵	۱۰۵۰/۶۹	۰/۰۲۹۸
سفارش با استفاده از مدل بهینه شده در پژوهش	۳۴/۵۱	۰/۹۷	۱۳۴۰/۴۱	۲۴/۴۲	۰/۰۰۰۴

1. Average Waiting Time 2. Average Traded Volume 3. Average Traded Price
4. Weighted Average Waiting Time

همانطور که از جدول شماره ۷ استنباط می‌گردد، استراتژی قیمت‌گذاری بهینه شده پژوهش در ۴ معیار میانگین حجم معامله شـده از سـفارش، میانگین قیمت خرید سـهم، میانگین زمان انتظار برای معامله‌ی هر سهم و میانگین وزنی زمان انتظار هر سفارش در صف، توانسته است بهتر از سایر استراتژی‌های بازار عمل کند و بهینه‌تر سفارش بگذارد. درخصوص معیار اول –یعنی میانگین زمان انتظار در صـف– اسـتراتژی بهینه شـده با اختلاف کم نسـبت به استراتژی تهاجمی بازار (Market Order) در جـایگـاه دوم از لحاظ بهینگی قرار دارد و منطقی اســت که این اســتراتژی بدلیل ارائه‌ی قیمت تهاجمی، کم‌ترین زمان را داشته باشد. بنابراین، مطابق با معیارهای عملکرد استراتژی‌های سفارش‌گذاری، می‌توان نتیجه گرفت که اسـتراتژی بهینه شده نسبت به ۴ استراتژی دیگر عملکرد مطلوب‌تری داشته است. شکل شماره ۴ نتایج جدول شماره ۷ را در قالب نمودار نشان می‌دهد.



شکل ۴ . مقایسه عملکرد استراتژی‌های سفارش‌گذاری از حیث زمان انتظار در هر سفارش، درصد اجرای سفارش و قیمت تمام شده و نمایش عملکرد بهتر استراتژی بهینه‌شده‌ی پژوهش نسبت به سایر استراتژی‌های قیمت‌گذاری

نتیجه‌گیری

در این پژوهش نشان داده شد، استراتژی بهینه شده که مبتنی بر بهینه‌سازی تقابل هزینه و ریسک اجرای سفارش است، نسبت به سایر استراتژی‌های سفارش‌گذاری بازار (سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مقابل، سفارش در قیمت میانی شکاف قیمتی، سفارش در بهترین قیمت سفارش سمت مشابه، سفارش در محدوده‌ی قیمت سمت مشابه) بهتر عمل می‌کند. به طور خاص جدول شماره ۷ نشان می‌دهد که مدل استفاده شده در استراتژی بهینه شده‌ی پژوهش از لحاظ میانگین حجم معامله شده از سفارش، میانگین قیمت تمام شده خرید سهم و میانگین زمان انتظار برای معامله هر سهم، نسبت به سایر استراتژی‌های سفارش گذاری بازار عملکرد بهتری داشته است. اما تنها در میانگین ساده و وزنی زمان انتظار در صف برای هر سفارش، نسبت به استراتژی تهاجمی بازار (Market Order) با اختلاف کم، در جایگاه دوم از حیث عملکرد قرار گرفته است.

در این پژوهش مطابق با روابطی که در مدل بهینه ارائه شد، همواره تلاش شده است که بین ریسک عدم اجرا و هزینه سفارش توازن برقرار شود، در حالی که در سایر استراتژی‌های سفارش‌گذاری چنین هدفی دنبال نشده است. برای مثال در استراتژی سفارش‌گذاری با قیمت بازار که بالاترین درجه تهاجمی در سفارش‌گذاری را دارد، طبیعی است که کوتاه‌ترین زمان انتظار برای اجرای سفارش را داشته باشد و در مقابل، بالاترین هزینه سفارش –که بصورت قیمت تمام شده خرید بیان شده– را دارد.

به‌کارگیری مدل تصمیم‌گیری مبتنی بر ریزساختار بازار در استراتژی سفارش‌گذاری، باعث شد تا علاوه بر اجرایی شدن ۹۷ درصد از حجم سفارش، میانگین قیمت خرید سهم کمتر از سایر استراتژی‌ها باشد. یعنی این مدل توانسته است هزینه معاملاتی را در سطح مطلوب بهینه کند. از طرف دیگر، میانگین زمان انتظار برای معامله‌ی هر سهم حدود ۰,۴ میلی ثانیه بوده که عملکرد بهتری نسبت به سایر استراتژی‌های بازار بوده است. با این وجود، میانگین زمان انتظار در صف برای استراتژی بهینه شده تفاوت چندانی با استراتژی تهاجمی ندارد و نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی، توانسته است ریسک اجرای سفارش را نیز کنترل کند.

این پژوهش نشان می‌دهد به‌کارگیری ریسک اجرایی شدن سفارش و هزینه معاملاتی بطور هم‌زمان در استراتژی سفارش‌گذاری، عملکرد بهتری نسبت به استراتژی‌های مبتنی بر درجه‌ی تهاجمی بودن معامله‌گران بازار دارد که با نتایج پژوهش ماندس (۲۰۱۵) و کنت (۲۰۰۱) مطابقت دارد.

مطابق با یافته‌های پژوهش، در نظر گرفتن ریزساختار تابلوی ثبت سفارش در مدل تصمیم‌گیری موجب شد تا سفارش‌گذاری بصورت بهینه‌تر –از لحاظ ریسک اجرای معامله و هزینه معاملاتی– انجام شود. بنابراین، ریزساختار بازار می‌تواند طراحی استراتژی‌های معاملاتی را هوشمندانه‌تر کند و این نتیجه بر پژوهش اُهارا (۱۹۹۵) در این زمینه تاکید دارد.

با بررسی مقاله‌های منتشر شده در ایران، پژوهش جاری از لحاظ کشف قیمت بهینه‌ی سفارش‌گذاری – با در نظر گرفتن ریزساختار بازار – دارای نوآوری است. از دیدگاه استراتژی ثبت سفارش، نتایج این پژوهش با مقاله‌ی رستگار و

ساعدی‌فر (۱۳۹۶) همخوانی دارد، با این تفاوت که مقاله‌ی رستگار و ساعدی‌فر (۱۳۹۶) به یافتن حجم بهینه‌ی سفارش می‌پردازد، نه قیمت بهینه. دیدگاه مشترک در یافته‌های پژوهش حاضر با این مقاله در آن است که به‌کارگیری زیرساختار بازار توانسته است عملکرد استراتژی اجرای سفارش را ارتقا بخشد و موجب بهبود هزینه معاملاتی و ریسک اجرای معامله شود.

پیشنهادها

با توجه به نتایج به دست آمده در این پژوهش، لزوم به‌کارگیری تکنیک‌های سفارش‌گذاری و تأثیر آن‌ها در مدت زمان اجرای سفارش، درصد اجرای سفارش و قیمت تمام شده، نشان داده شده است. لذا پیشنهاد می‌شود در فرایند سرمایه گذاری به بخش اجرای سفارش توجه، و به منظور کاهش هزینه‌های معاملاتی از تکنیک‌های به‌کار رفته در مدل پیشنهادی پژوهش استفاده شود. در انتها شایان ذکر است که به دلیل محدودیت در دسترسی به داده‌های مورد نیاز پژوهش، مطالعه فقط روی یک سهم (سهم فولاد مبارکه اصفهان) انجام شده است. قطعاً مطالعه بر روی سایر سهم‌ها و بازارها می‌تواند نتایج مفید و کامل‌تری به همراه داشته باشد.

منابع

رستگار، م.، ساعدی‌فر، خ. (۱۳۹۶). استراتژی بهینهٔ اجرای معاملات بزرگ با رویکرد شبیه‌سازی عامل‌گرا. *مجله تحقیقات مالی*، ۱۹ (۲)، ۲۳۹-۳۶۲.

پویان‌فر، ا.، راعی، ر.، شاپور محمدی. (۱۳۸۸). فرآیند شکل‌گیری قیمت‌ها در بورس تهران-رویکرد ریزساختاری. *مجله تحقیقات مالی*، ۱۶ (۵۶)، ۲۱-۳۸.

راعی، ر.، شواخی زواره، ع. (۱۳۸۵). بررسی عملکرد استراتژی‌های سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار -تهران. *مجله تحقیقات مالی*، ۸ (۲۱)، ۷۵-۹۶.

رستگار، م.، اقبال ریحانی، ن. (۱۳۹۶). مدل‌سازی غیرخطی واکنش بازار سمت خرید. *مجله دانش سرمایه‌گذاری*، در دست چاپ.

References

Aldridge, I. (2010). High Frequency Trading A practical guide to algorithmic trading strategies and trading systems. Hoboken: WILEY.

Besson, P. & Lasnier, M. (2017). The benefits of resiliency to standard market impact models. *Market Microstructure and Liquidity*, 3 (1) (2017) 1750007 (26 pages).

Bookstaber, R. Paddrik, M. (2015). An Agent-based Model for Crisis Liquidity Dynamics. Office of Financial Research, United States Department of Treasury.

Chiarella, C. and Iori, G. (2002). A simulation analysis of the microstructure of double auction markets. *Quantitative Finance*, 2 (2), 246–253.

Chiarella, C., Iori, G. & Perello, J. (2009b). The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and order flows. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 33 (3), 525–537.

CFA (2009). Market Microstructure: The Impact of Fragmentation under the Markets in Financial Instruments Directive, *CFA Institute Publications*, 2009 (13), pp. 1–60.

Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1 (2), 223–236.

Coppejans, M., Domowitz, I. & Madhavan, A. (2003). Dynamics of Liquidity in an Electronic Limit Order Book Market. Working paper, Duke University.

Cui, W. & Brabazon, A. (2012a). An Agent-based Modelling Approach to Study Price Impact. in Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering & Economics, 1–8, IEEE Press.

Evans, M. & Lyons, R. (2002). Order Flow and Exchange Rate Dynamics. *Journal of Political Economy*, 110 (1), 170–180.

Farmer, J. & Foley, D. (2009). The economy needs agent-based modelling. *Nature*, 460 (7256), pp. 685–686.

Farmer, J., Gerig, A., Lillo, F. & Mike, S. (2006). Market efficiency and the long-memory of supply and demand: Is price impact variable and permanent or fixed and temporary?. *Quantitative Finance*, 6 (2), 107–112.

Feldman, T. & Friedman, D. (2010). Human and Artificial Agents in a Crash-Prone Financial Market. *Computational Economics*, 36 (3), 201–229.

Gould, M., Porter, M., Williams, S., McDonald, M., Fenn, D. & Howison, S. (2011). 'Limit order books'. Working paper.

Guo, X., Ruan, Z. & Larrard, A. (2017). Optimal placement in a limit order book: an analytical approach. *Mathematics and Financial Economics*, 11 (2), 189–213.

Jain, P. (2003). Institutional design and liquidity at stock exchanges around the world. Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=869253 or http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.869253.

Jaisson, T. (2015). Market impact as anticipation of the order flow imbalance. *Quantitative Finance*, 15 (7). 1123-1135.

Kim, G. & Markowitz, H. (1989). Investment rules, margin, and market volatility. *Journal of Portfolio Management*, 16 (1), 45–52.

Kissell, R., Glantz, M. (2003). Optimal trading strategies: Quantitative approaches for managing market impact and trading risk, Amacom.

Kissel, R. (2014). The Science of Algorithmic Trading and Portfolio Management. Oxford: Academia Press.

Kraus, A. & Stoll, H. (1972). Price impacts of block trading on the New York Stock Exchange. *Journal of Finance*, 27 (3), 569–588.

Lux, T. (1998). The socio-economic dynamics of speculative markets: interacting agents, chaos, and the fat tails of return distributions. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 33 (2), 143–165.

Mandes, A. (2015). Microstructure-based order placement in a continuous double auction agent based model. *Algorithmic Finance*, 105–125.

Miller, M. (2008). Don't let your robots grow up to be traders: Artificial intelligence, human intelligence, and asset-market bubbles. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 68 (1), 163–166.

O'Hara, M. (1995). Market Microstructure Theory. Blackwell Publishers, Cambridge US.

Parlour, C. & Seppi, D. (2008). Limit Order Markets: A Survey, in A. V. Thakor & A. W. Boot (eds.). Handbook of Financial Intermediation and Banking, 63–96, Elsevier, Amsterdam.

Platt, D. & Gebbie, T. The Problem of Calibrating an Agent-Based Model of High-Frequency Trading. Submitted on 5 Jun 2016 to Quantitative Finance, arXiv: 1606.01495.

Pouyanfar, A., Raei, R. & Shapoor Mohammadi (2010). Transactional Prices Intraday Evidence from Tehran Stock Exchange. *Financial Research Journal*. Article 2, 16 (3), Serial Number 149088. (*in Persian*)

Raei, R., Zavareh, A. (2008). Exploration The Performance of The Investment Strategies in Tehran Stock Exchange. *Financial Research Journal*. Article 4, 8 (1), Serial Number 1835. (*in Persian*)

Rastegar, M. & Saedifar, kh. (2017). Optimal Execution Strategy: An Agent-based Approach. *Journal of Financial Research*, 19 (2): 239-362. (*in Persian*)

Rastegar, M. & Eghbal, N. (2018). The non-linear market impact Modeling: Evidence from Buy-side. *Journal of Investment Knowledge*, will printed. (*in Persian*)

Schelling, T. (1971). Dynamic models of segregation. Journal of Mathematical Sociology, 1 (2), 143–186.

Smith, E., Farmer, J., Gillemot, L. & Krishnamurthy, S. (2003). Statistical theory of the continous double auction. *Quantitative Finance*, 3 (1), 481–514.

Tesfatsion, L. (2006). Agent-based computational economics: A constructive approach to economic theory, in L. Tesfatsion & K. Judd (eds.). Handbook of computational economics: agent-based computational economics, 52–74, Elsevier, Amsterdam.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی