

Paper Type: Original Article



Detecting the Optimal Trading Strategy in the Stock Exchange, with the Application of Dynamic Programming

Fateme Yazdani^{*}, Mehdi Khashei^{*}, Seyed Reza Hejazi

Department of Industrial and Systems Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran;
yazdanifateme@in.iut.ac.ir; khashei@cc.iut.ac.ir; rehejazi@iut.ac.ir.

Citation:



Yazdani, F., Khashei, M., & Hejazi, S. R. (2022). Detecting the optimal trading strategy in the stock exchange, with the application of dynamic programming. *Journal of decisions and operations research*, 6(4), 484-496.

Received: 25/06/2021

Reviewed: 28/07/2021

Revised: 27/08/2021

Accept: 21/09/2021

Abstract

Purpose: This paper aims to propose a model for detecting the most profitable or the optimal Turning Points (TPs) existing in the history of the financial tool's time series. The profitable trading strategy, which is known as a tool for gaining profit in the Stock Exchange, is the strategy formed from the profitable trading points. Trading points, in the corresponding literature, are known as TPs. TPs prediction is a tool for the achievement of a profitable trading strategy. The first step for predicting TPs is to detect TPs existing in the history of the financial tool's time series. The profitability of the detected TPs has a direct effect on the profitability of the predicted TPs. Given this, the literature has always tried to increase the profitability of the detected financial TPs. A complete review of the literature, by researchers, indicates that none of the existing methods can detect the optimal financial TPs.

Methodology: This paper implements the problem of detecting TPs from the financial tool's time series, in the context of dynamic programming (DP) and then solves it optimally through a recursive procedure.

Findings: Numerical results obtained from the application of the proposed model to four companies listed on the Tehran Stock Exchange indicate that the proposed model can detect the optimal financial TPs.

Originality/Value: Originality in research mean what you are doing is from your own perspective although you may draw arguments from other research work to back up your arguments.

Keywords: Turning points (TPs) detection, Dynamic programming (DP), Trading strategy, Financial tool.

Corresponding Author: yazdanifateme@in.iut.ac.ir

10.22105/DMOR.2021.297810.1456



Licensee. **Journal of Decisions and Operations Research**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).



نوع مقاله: پژوهشی



شناسایی استراتژی‌های معاملاتی بهینه در بورس اوراق بهادار، با استفاده از برنامه‌ریزی پویا

فاطمه یزدانی^۱، مهدی خاشعی، سید رضا حجازی

گروه مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران.

چکیده

هدف: این مقاله، در راستای ارائه مدلی برای شناسایی سودده‌ترین نقاط عطف و یا نقاط عطف بهینه موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی، تدوین گردیده است. استراتژی معاملاتی سود ده که به‌عنوان ابزاری برای کسب سود در بورس شناخته می‌شود، استراتژی‌ای است که از نقاط معاملاتی سود ده، شکل گرفته شده باشد. نقاط معاملاتی، در ادبیات موضوع با نام نقاط عطف شناخته می‌شوند. پیش‌بینی نقاط عطف ابزاری برای دستیابی به استراتژی معاملاتی سود ده می‌باشد. اولین گام برای پیش‌بینی نقاط عطف، شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی است. میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده، تأثیری مستقیم بر میزان سوددهی نقاط عطف پیش‌بینی شده می‌گذارد. به همین دلیل ادبیات موضوع، همواره در تلاش برای افزایش میزان سوددهی نقاط عطف مالی شناسایی شده، بوده است. بررسی کامل ادبیات موضوع توسط محققین نشان می‌دهد که هیچ‌یک از روش‌های موجود، قابلیت شناسایی سودده‌ترین نقاط عطف مالی را ندارند.

روش‌شناسی پژوهش: این مقاله، مسئله شناسایی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی را در بستر برنامه‌ریزی پویا مدل‌سازی می‌کند و پس‌از آن با استفاده از فرآیندی بازگشتی، به حل بهینه آن می‌پردازد.

یافته‌ها: نتایج عددی حاصل از پیاده‌سازی مدل شناسایی پیشنهادی بر چهار شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران، نشان می‌دهد که این مدل، از قابلیت شناسایی نقاط عطف بهینه مالی برخوردار است.

اصالت/ارزش افزوده علمی: مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی با تعدادی از بهترین روش‌های شناسایی موجود در ادبیات موضوع، نشان‌دهنده کارایی مدل پیشنهادی در مسئله شناسایی نقاط عطف مالی است.

کلیدواژه‌ها: ابزار مالی، استراتژی معاملاتی، برنامه‌ریزی پویا، شناسایی نقاط عطف.

۱- مقدمه

بازارهای مالی، محیط‌هایی هستند که با هدف تسهیل فعالیت‌های سرمایه‌گذاری و معامله ابزارهای مالی ساختار یافته‌اند (بکتاش و همکاران^۱، ۲۰۱۴). واژه سرمایه‌گذاری به معنای تبدیل منابع مالی به یک یا چند دارایی مالی، با هدف دستیابی به سود قابل قبول و ایجاد

¹ Baktash et al.

* نویسنده مسئول

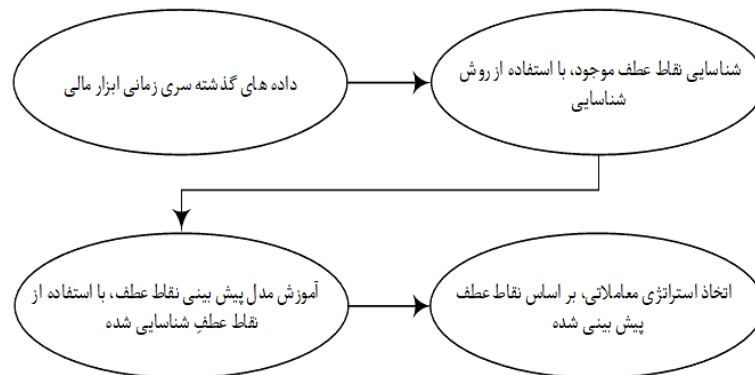
yazdanifateme@in.iut.ac.ir

10.22105/DMOR.2021.297810.1456



ثروت برای سرمایه‌گذار است (رسول‌زاده و فلاح^۱، ۲۰۲۰). هدف از سرمایه‌گذاری، قبل از هر چیز، افزایش ارزش دارایی مالی است (ندافی و پورعلی^۲، ۲۰۲۰). بازار سهام، به‌عنوان یکی از جذاب‌ترین بازارهای مالی، همواره مورد توجه و علاقه سرمایه‌گذاران بوده است. یکی از مهم‌ترین اهداف سرمایه‌گذاران و فعالان بازار سهام، اتخاذ استراتژی معاملاتی سود ده و در نتیجه کسب سود بالا و پایدار است. در صورتی که در ساختار استراتژی معاملاتی از نقاط معاملاتی سود ده استفاده شود، استراتژی معاملاتی سود ده خواهد بود. نقاط معاملاتی سود ده، با فراهم آوردن امکان خرید ابزار مالی در قیمت‌های پایین و فروش آن در قیمت‌های بالا، کسب سود بالا و پایدار را تضمین می‌کنند (چی و مادالا^۳، ۱۹۹۹). این نقاط معاملاتی، در ادبیات با نام نقاط عطف شناخته می‌شوند. پیش‌بینی نقاط عطف ابزارهای مالی به سرمایه‌گذار کمک می‌کند تا به یک استراتژی معاملاتی سود ده دست یافته و با اطلاع از زمان‌های مناسب جهت معامله ابزار مالی، سود بالا و پایداری را کسب کند. مسئله پیش‌بینی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی، یکی از دشوارترین و چالش‌برانگیزترین مسائل مطرح در حوزه بازارهای مالی است؛ زیرا بازارهای مالی همواره تحت تأثیر عوامل مختلفی نظیر اخبار و گزارش‌های مالی، نرخ بهره، نرخ تورم، جو اقتصادی حاکم بر جامعه، مسائل سیاسی و غیره هستند (مارتیکاینن و همکاران^۴، ۱۹۹۴).

اولین گام در راستای پیش‌بینی نقاط عطف ابزار مالی، شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی مورد بررسی است. همان‌طور که در شکل ۱ نیز نشان داده شده است، مسائل شناسایی و پیش‌بینی نقاط عطف مالی با یکدیگر تفاوت دارند. به عبارت دیگر، پس از اتمام فرآیند شناسایی، نقاط عطف شناسایی شده به‌عنوان ورودی به مدل پیش‌بینی داده می‌شوند تا مدل، بر اساس این نقاط، آموزش یافته و نقاط عطف پیش رو را پیش‌بینی کند. لازم به ذکر است که این مقاله به مسئله شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزارهای مالی می‌پردازد؛ نه به مسئله پیش‌بینی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی.



شکل ۱- ارتباط مسئله شناسایی نقاط عطف و مسئله پیش‌بینی نقاط عطف.

Figure 1- The relationship between the turning points detection problem and the turning points prediction problem.

اهمیت مسئله شناسایی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی، ریشه در این حقیقت دارد که "میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده، تأثیری مستقیم بر میزان سوددهی نقاط عطف پیش‌بینی شده دارد" (چی و مادالا، ۱۹۹۹). به علاوه تانگ و همکاران^۵ (۲۰۱۹) در مطالعه خود نشان می‌دهند که در صورت ثابت نگه‌داشتن مدل پیش‌بینی نقاط عطف، استفاده از مدل شناسایی سودده‌تر، منجر به افزایش سوددهی نقاط عطف پیش‌بینی شده می‌شود. منظور از مدل شناسایی سودده‌تر، مدلی است که نقاط عطف شناسایی شده از طریق آن، سودده‌تر باشند؛ بنابراین، افزایش میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده از گذشته سری زمانی ابزار مالی، منجر به افزایش سوددهی نقاط عطف پیش‌بینی شده و در نتیجه افزایش سوددهی استراتژی معاملاتی اتخاذ شده، می‌شود. به همین منظور، ادبیات موضوع، همواره شاهد مطالعاتی در راستای بهبود و ارتقاء سطح عملکرد روش‌های شناسایی نقاط عطف مالی، بوده است. منظور از عملکرد روش‌های شناسایی، در مبحث نقاط عطف مالی، میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده توسط این روش‌ها است.

¹ Rasoulzadeh and Fallah

² Nadafi and Pourali

³ Qi and Maddala

⁴ Martikainen et al.

⁵ Tang et al.



بخش دوم مقاله به بررسی مطالعات انجام شده در راستای بهبود سطح عملکرد روش های شناسایی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی می پردازد. لازم به ذکر است که بررسی کامل ادبیات موضوع توسط محققین پژوهش حاضر نشان می دهد که مبحث نقاط عطف سری های زمانی مالی، فاقد پیشینه داخلی بوده و تمامی مطالعات انجام شده در این زمینه، پژوهش های خارجی هستند. در بخش سوم، مدل پیشنهاد شده برای شناسایی سودده ترین استراتژی معاملاتی و یا استراتژی معاملاتی بهینه، ارائه می گردد. در بخش چهارم، مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده های واقعی پیاده سازی شده و عملکرد آن با تعدادی از بهترین روش های شناسایی موجود در ادبیات مقایسه می گردد. بخش پنجم، به ارائه موضوع مورد بررسی، اهمیت آن، مدل پیشنهادی و نتایج حاصل از پیاده سازی مدل پیشنهادی می پردازد.

۲- پیشینه پژوهش

بازارهای مالی همواره شاهد رقابت سرمایه گذاران، برای کسب سود بالا و پایدار بوده اند. تحقق این هدف، در گرو اتخاذ یک استراتژی معاملاتی سود ده است. مشخصه یک استراتژی معاملاتی سود ده، شکل گیری آن بر اساس نقاط معاملاتی و یا نقاط عطف سود ده است. پیش بینی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی، ابزاری مفید در راستای دستیابی به نقاط عطف پیش رو است. اولین گام در فرآیند پیش بینی نقاط عطف مالی، شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی است. افزایش میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده، منجر به افزایش میزان سوددهی نقاط عطف پیش بینی می شود و در نتیجه، افزایش میزان سوددهی استراتژی معاملاتی اتخاذ شده را به همراه خواهد داشت. به همین دلیل، تمامی مطالعات و پژوهش های انجام شده در حوزه شناسایی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی، بر بهبود سطح عملکرد روش های شناسایی نقاط عطف تمرکز دارند. همان طور که پیش تر نیز گفته شد، منظور از عملکرد، در اینجا، میزان سوددهی روش شناسایی نقاط عطف مالی است. لازم به ذکر است که مفاهیم "میزان سوددهی روش شناسایی نقاط عطف مالی" و "میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده توسط روش شناسایی" یکسان هستند.

مطالعات و پژوهش های انجام شده در زمینه بهبود سطح عملکرد روش های شناسایی نقاط عطف مالی را می توان به طور کلی به سه دسته زیر تقسیم کرد: روش های شناسایی مبتنی بر شاخص های هموارسازی سری زمانی، روش های شناسایی مبتنی بر توزیعات احتمالی و روش های شناسایی مبتنی بر خطوط رگرسیونی برازش یافته بر سری زمانی.

۲-۱- روش های شناسایی مبتنی بر شاخص های هموارسازی سری زمانی

دسته اول روش های شناسایی نقاط عطف مالی، با تکیه بر شاخص های هموارسازی سری زمانی، نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزارهای مالی را شناسایی و استخراج می کنند. این شاخص ها، با هموارسازی نوسانات قیمت ابزار مالی، به نمایان سازی روندهای موجود در سری زمانی می پردازند؛ پس از نمایان سازی روند، نقاطی که در آن ها تغییرات روند قیمت رخ داده باشد، به عنوان نقاط عطف شناسایی می شوند (هوانگ و همکاران، ۲۰۰۹). میانگین متحرک و میانگین متحرک نمایی، نمونه هایی از شاخص های هموارسازی مورد استفاده برای شناسایی نقاط عطف مالی هستند. به عنوان نمونه، براک و همکاران^۱ (۱۹۹۲)، در مطالعه خود با استفاده از دو میانگین متحرک کوتاه مدت و بلندمدت، به شناسایی نقاط عطف شاخص داوجونز پرداختند. در این رویکرد پیشنهادی، برخورد میانگین های متحرک کوتاه مدت و بلندمدت، با یکدیگر، به منزله تغییر روند موجود و وقوع نقطه عطف در نظر گرفته می شود. پژوهش دش و دش^۲ (۲۰۱۶)، یکی دیگر از مطالعات متمرکز بر روش های شناسایی مبتنی بر شاخص های هموارسازی سری زمانی مالی است. در این پژوهش، محققین با استفاده از میانگین متحرک پانزده روزه قیمت بسته شدن ابزار مالی، نقاط عطف موجود در سری زمانی مالی را شناسایی و استخراج کردند.

با وجود این که میانگین متحرک، ابزاری ساده برای شناسایی نقاط عطف مالی است، اما استفاده از میانگین متحرک نمایی برای این کار، نتایج رضایت بخش تری را به دنبال دارند؛ زیرا میانگین متحرک نمایی وزن بیشتری را به قیمت روزهای اخیر و وزن کمتری را به روزهای

¹ Huang et al.

² Brock et al.

³ Dash and Dash



ماقبل اختصاص می‌دهد (ژو و وانگ^۱، ۲۰۱۰). به همین دلیل، ادبیات شناسایی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی، به استفاده از میانگین متحرک نمایی روی می‌آورد (هوانگ و همکاران، ۲۰۰۹، ژو و وانگ، ۲۰۱۰، کایال^۲، ۲۰۱۰). گرینزونی^۳ (۲۰۱۲)، در مطالعه خود، عملکرد میانگین متحرک نمایی دابل را در فرآیند شناسایی نقاط عطف موجود در سری زمانی ابزارهای مالی، مورد بررسی و ارزیابی قرار داد و سپس نتایج رضایت‌بخش استفاده از این رویکرد را گزارش کرد. پس از آن، گرینزونی (۲۰۱۴) به ارزیابی تأثیر ضرایب هموارساز نمایی را بر سوددهی نقاط عطف شناسایی شده، پرداخت. نتایج عددی پژوهش گرینزونی (۲۰۱۴)، نشان‌دهنده عملکرد تقریباً مشابه تمامی ضرایب هموارساز، در مسئله شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی، می‌باشد.

معایب دسته اول روش‌های شناسایی را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد. این نوع روش‌ها، نقاط عطف را بر اساس اجزاء چرخه روند شناسایی می‌کنند و به همین دلیل، تضمینی بر شناسایی نقاط عطف سود ده ندارند (کایسر و ماراوال^۴، ۲۰۱۲). به‌علاوه، دش و دش (۲۰۱۶)، در مقاله خود اظهار می‌کنند که این نوع روش‌ها به دلیل این‌که کاملاً بر اساس داده‌های گذشته ساختار یافته‌اند، ممکن است منجر به شناسایی نقاط عطف زیان‌ده شوند. بر اساس این شواهد، می‌توان نتیجه گرفت که تضمینی بر سوددهی نقاط عطف شناسایی شده از طریق روش‌های متعلق به دسته اول، وجود ندارد.

۲-۲- روش‌های شناسایی مبتنی بر توزیعات احتمالی

دسته دوم از روش‌های شناسایی با استفاده از بررسی توزیعات احتمالی مشاهدات سری زمانی، نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزارهای مالی را شناسایی و استخراج می‌کنند (مارش^۵، ۲۰۰۰). این دسته از روش‌های شناسایی، با تکیه بر شرایط پایدار ساختار یافته‌اند و به همین دلیل، در مواجهه با سری زمانی مالی که غیرخطی و پویا است، نمی‌توانند عملکرد خوبی را از خود نشان دهند (تراسویرتا و همکاران^۶، ۲۰۱۰). به‌علاوه، وندر ویل^۷ (۱۹۹۶) نشان می‌دهد که روش‌های مبتنی بر توزیعات احتمالی، به‌هنگی خود را در محیط‌های پویا و یا محیط‌های ناپایدار از دست می‌دهند. این معایب و کاستی‌ها، وجود نمونه‌های بسیار اندک روش‌های شناسایی مبتنی بر توزیعات احتمالی، در ادبیات موضوع را توجیه می‌کند. موارد زیر به بیان این نمونه‌ها می‌پردازد.

اولادیمچی^۸ (۲۰۱۶) در مقاله خود با استفاده از مدل مارکوف پنهان به شناسایی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی می‌پردازد. در مدل مارکوف پنهان، هر یک از وضعیت‌های موجود، متناظر با یک توزیع احتمال هستند. در راستای استفاده از روش‌های مبتنی بر توزیعات احتمالی، برامانته و همکاران^۹ (۲۰۱۹) با استفاده از توزیعات و چارت احتمالی مشاهدات سری زمانی، به شناسایی شواهدی مبنی بر تغییرات ساختاری قابل توجه در سری زمانی مالی که نشان‌دهنده نقاط عطف است، پرداختند.

۲-۳- روش‌های شناسایی مبتنی بر خطوط رگرسیونی برازش یافته بر سری زمانی

دسته سوم از روش‌های شناسایی، با تکیه بر خطوط رگرسیونی برازش یافته بر سری زمانی، به شناسایی نقاط عطف مالی موجود در گذشته سری زمانی می‌پردازند. این نوع از روش‌های شناسایی، با نظارت بر تغییر در پارامترهای خطوط رگرسیونی برازش یافته، عمل شناسایی را انجام می‌دهند. استدلال این نوع روش‌های شناسایی، آن است که تغییرات پارامترهای خطوط رگرسیونی برازش یافته بر سری زمانی ابزارهای مالی، نشان‌دهنده تغییر شیب محلی سری زمانی بوده و از آن می‌توان به‌عنوان شاخصی برای شناسایی نقاط عطف استفاده کرد. روش نمایش خطی قطعه‌ای، یکی از نمودهای روش‌های مبتنی بر برازش سری زمانی با خطوط رگرسیونی، است.

¹ Zhu and Wang

² Kayal

³ Grillenzoni

⁴ Kaiser and Maravall

⁵ Marsh

⁶ Terasvirta et al.

⁷ Vander Wiel

⁸ Oladimeji

⁹ Bramante et al.



روش نمایش خطی قطعه‌ای، با دریافت پارامتر ورودی "آستانه برازش خطی"، به برازش سری زمانی پرداخته و پس از آن، با نظارت بر پارامترهای خطوط رگرسیون برازش یافته، به شناسایی نقاط عطف می‌پردازد. در این روش، مشاهده تغییر در پارامترهای خطوط رگرسیونی برازش یافته بر سری زمانی، نشان‌دهنده پایان روند قبلی و آغاز روندی جدید می‌باشد و از آن می‌توان به‌عنوان شاخصی برای شناسایی نقاط عطف استفاده کرد. در ادبیات شناسایی نقاط عطف مالی، تاکنون، منطقی بهتر از نمایش خطی قطعه‌ای ارائه نشده است (چن و هه^۱، ۲۰۱۵). از آنجایی که اندازه پارامتر ورودی روش نمایش خطی قطعه‌ای، تعیین‌کننده میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده توسط این روش است، مقالات متمرکز بر این روش شناسایی، به نحوه انتخاب پارامتر ورودی، با هدف افزایش میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده می‌پردازند.

از زمان اولین پژوهش متمرکز بر استفاده از روش نمایش خطی قطعه‌ای تاکنون، مطالعات فراوانی در راستای نحوه انتخاب پارامتر ورودی این روش انجام شده است که در ادامه به بیان برخی از این مطالعات می‌پردازیم (چانگ و همکاران^۲، ۲۰۰۹). این مطالعات درصددند تا با انتخاب پارامتر ورودی مناسب، عملکرد روش نمایش خطی قطعه‌ای را ارتقاء و بهبود دهند. در این راستا، استفاده از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب پارامتر ورودی روش نمایش خطی قطعه‌ای بیشترین استفاده را در ادبیات شناسایی نقاط عطف دارد (چانگ و همکاران، ۲۰۰۸، چانگ و همکاران، ۲۰۰۹، چانگ و همکاران، ۲۰۱۱، لین و همکاران^۳، ۲۰۱۴). نتایج عددی این مطالعات، نشان می‌دهد که سوددهی نقاط عطف شناسایی شده از طریق الگوریتم ژنتیک-نمایش خطی قطعه‌ای، بالاتر از میزان سوددهی روش نمایش خطی قطعه‌ای با پارامتر ورودی تصادفی و استراتژی خرید-نگهداری است. لو و همکاران^۴ (۲۰۱۷)، در پژوهش خود، با استفاده از درصد نقاط عطف شناسایی شده توسط روش نمایش خطی قطعه‌ای، به‌عنوان پارامتر ورودی روش، نقاط عطف موجود در ابزارهای مالی بازار اوراق بهادار شانگهای را شناسایی و استخراج کردند. این ایده، از بررسی ارتباط بین پارامتر ورودی روش نمایش خطی قطعه‌ای و سوددهی نقاط عطف شناسایی شده به‌دست آمده است. با وجود برتری عملکرد این روش نسبت به روش‌های شناسایی قبلی، تنظیم درصد نقاط عطف به‌صورت بهینه، همچنان مسئله‌ای حل نشده است. تانگ و همکاران (۲۰۱۹) با ارائه تابع برازش پیشنهادی خود، مشکل تنظیم پارامتر ورودی روش نمایش خطی قطعه‌ای، برای نوسانات قیمتی متفاوت را برطرف ساختند. این تابع که برای تنظیم پارامتر ورودی روش نمایش خطی قطعه‌ای پیشنهاد و ارائه گردیده است، با تمرکز بر روندهای میان‌مدت و بلندمدت، به شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزارهای مالی می‌پردازد.

روش نمایش خطی قطعه‌ای، به‌عنوان بهترین روش موجود در ادبیات برای شناسایی نقاط عطف مالی، معایبی دارد که آن را از شناسایی سودده‌ترین نقاط عطف و یا نقاط عطف بهینه موجود، باز می‌دارد. موارد زیر، شواهد و مستندات نشان‌دهنده معایب روش نمایش خطی قطعه‌ای هستند. سوددهی نقاط عطف شناسایی شده توسط روش نمایش خطی قطعه‌ای، متأثر از اندازه پارامتر ورودی روش است (چانگ و همکاران، ۲۰۱۱). با این حال این روش، توانایی انتخاب خودکار اندازه پارامتر ورودی را ندارد (تانگ و همکاران، ۲۰۱۹)؛ به‌علاوه، انتخاب پارامتر ورودی غلط ممکن است منجر به شناسایی نقاط عطف زیان‌ده شود (دش و دش، ۲۰۱۶). بر این اساس، می‌توان نتیجه گرفت که تضمینی بر سوددهی نقاط عطف شناسایی شده از طریق روش نمایش خطی قطعه‌ای وجود ندارد.

بررسی کامل ادبیات موضوع توسط محققین نشان می‌دهد که با وجود تمامی مطالعات انجام شده در راستای افزایش میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده، هیچ‌یک از روش‌های شناسایی موجود نمی‌توانند سودده‌ترین نقاط عطف و یا نقاط عطف بهینه موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی را شناسایی کنند. به همین منظور، مقاله حاضر، با هدف برطرف سازی شکاف تحقیقاتی و شناسایی نقاط عطف بهینه مالی، تدوین و ارائه گردیده است. این مقاله، ابتدا مسئله شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی را در بستر برنامه‌ریزی پویا پیاده‌سازی می‌کند. پس از آن، با استفاده از رویکردی بازگشتی، جواب بهینه مسئله مورد بررسی را استخراج می‌کند. جواب بهینه مدل برنامه‌ریزی پویای پیشنهادی، مجموعه نقاط عطف بهینه موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی خواهد بود.

¹ Chen and He

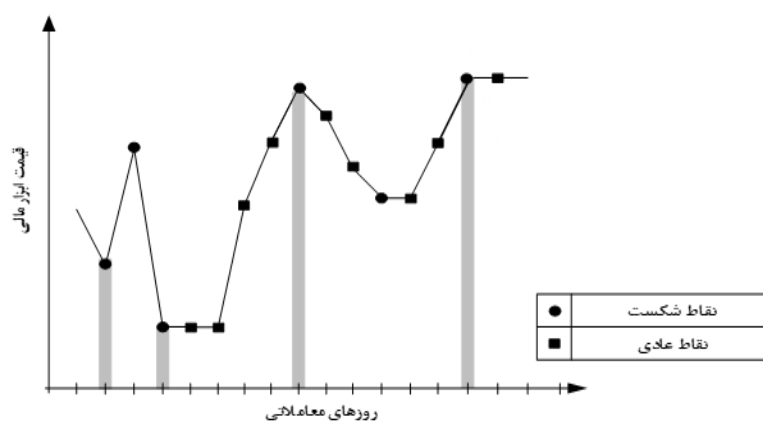
² Chang et al.

³ Lin et al.

⁴ Luo et al.

برنامه‌ریزی پویا یک رویکرد بهینه‌سازی عمومی است که برای اولین بار در سال ۱۹۵۳ توسط ریچارد بلمن معرفی شد (بلمن^۱، ۱۹۵۳). در رویکرد برنامه‌ریزی پویا، مسئله پیچیده به دنباله‌ای از زیر مسائل ساده تبدیل می‌شود و جواب بهینه آن به صورت بازگشتی به دست می‌آید. می‌توان گفت که قاعده استاندارد برای فرموله کردن مسائل در بستر برنامه‌ریزی پویا وجود ندارد. به عبارت دیگر، برنامه‌ریزی پویا روش برخورد کلی برای حل مسائل بهینه‌سازی است (خلیفا^۲، ۲۰۱۹) و در هر مسئله بایستی روابط ریاضی مخصوصی که با شرایط آن مسئله تطابق دارد نوشته شوند. در این مقاله، ابتدا مسئله شناسایی نقاط عطف سری زمانی ابزارهای مالی در بستر برنامه‌ریزی پویا پیاده‌سازی می‌شود و پس از آن، جواب بهینه مسئله شناسایی به صورت بازگشتی و طی مراحل از بالا به پایین، به دست می‌آید. جواب بهینه به دست آمده، مجموعه نقاط عطف بهینه موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی مورد بررسی می‌باشد. همان‌طور که گفته شد، پیاده‌سازی هر مسئله در بستر برنامه‌ریزی پویا، به روابط ریاضی مخصوص همان مسئله نیاز دارد. به منظور ارائه روابط ریاضی مورد نیاز برای پیاده‌سازی و حل مسئله شناسایی نقاط عطف بهینه مالی، ابتدا به بیان تعاریف زیر می‌پردازیم. لازم به ذکر است که مسئله مورد نظر با در نظر گرفتن سه فرض زیر، مدل‌سازی و حل می‌شود: ۱- امکان فروش استقراری سهام مورد بررسی، ۲- در نظر نگرفتن ارزش زمانی پول و ۳- ممنوعیت شناسایی نقاط عطف خرید متوالی و نقاط عطف فروش متوالی.

تعریف ۱- همان‌طور که در شکل ۲ نیز مشاهده می‌شود، نقاط شکست موجود در سری زمانی ابزار مالی، نقاطی هستند که روند قیمت ابزار مالی را به یکی از اشکال زیر بر هم می‌زنند: صعودی به نزولی، صعودی به ایستا، نزولی به صعودی و نزولی به ایستا. مجموعه نقاط شکست و یا مجموعه نقاط عطف بالقوه، توسط مجموعه $F = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ معرفی می‌شود. این مجموعه ورودی مدل برنامه‌ریزی پویای پیشنهادی است و منظور از m در آن، تعداد نقاط شکست موجود در سری زمانی می‌باشد. p_{f_i} ; $i = 1, 2, \dots, m$ نشان‌دهنده قیمت ابزار مالی در نقطه شکست i ام است. تمامی نقاط موجود در سری زمانی ابزار مالی، به جز نقاط شکست، به عنوان نقاط عادی شناخته می‌شوند. این نقاط که در شکل ۲ نیز نمایش داده شده‌اند، فاقد ارزش معاملاتی هستند و به همین دلیل نیازی به استفاده از آنها در فرآیند شناسایی نقاط عطف بهینه مالی نیست.



شکل ۲- انواع نقاط شکست و نقاط عادی موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی.

Figure 2- Different types of breakpoints and ordinary points, existing in the history of financial tool's time series.

تعریف ۲- به صورت "ماکزیمم سود حاصل از معامله در زوج نقاط شکست (f_i, f_j) و با استفاده از حداکثر q نقطه شکست میانی" تعریف می‌شود ($i = 1, 2, \dots, m-1, j = i+1, \dots, m, q = 0, 1, \dots, m-2$).

اکنون با در نظر گرفتن تعاریف و فرضیات معرفی شده به ارائه روابط ریاضی مورد نیاز برای مدل‌سازی مسئله در قالب برنامه‌ریزی پویا، می‌پردازیم. **رابطه (۱)** نشان‌دهنده روابط ریاضی مسئله شناسایی نقاط عطف بهینه مالی می‌باشد.

¹ Bellman

² Khalifa



$$\begin{aligned}
 d_{(f_i, f_j)}^0 &= \max \left\{ (1 - TC_s) p_{f_j} - (1 + TC_b) p_{f_i}, (1 - TC_s) p_{f_i} - (1 + TC_b) p_{f_j} \right\}, \\
 d_{(f_i, f_j)}^1 &= \max \left\{ d_{(f_i, f_j)}^0, d_{(f_i, f_k)}^0 + d_{(f_k, f_j)}^0 \right\}; \quad i < k < j, \\
 d_{(f_i, f_j)}^2 &= \max \left\{ d_{(f_i, f_j)}^1, \max_{i+1 < k < j} \left\{ d_{(f_i, f_k)}^1 + d_{(f_k, f_j)}^0 \right\} \right\}, \\
 &\vdots \\
 d_{(f_i, f_j)}^{m-3} &= \max \left\{ d_{(f_i, f_j)}^{m-4}, \max_{i+1 < k < j} \left\{ d_{(f_i, f_k)}^{m-4} + d_{(f_k, f_j)}^0 \right\} \right\}, \\
 d_{(f_i, f_j)}^{m-2} &= \max \left\{ d_{(f_i, f_j)}^{m-3}, \max_{i+1 < k < j} \left\{ d_{(f_i, f_k)}^{m-3} + d_{(f_k, f_j)}^0 \right\} \right\}.
 \end{aligned} \tag{۱}$$

که در آن پارامترهای TC_b و TC_s ، به ترتیب برابر با هزینه‌های معاملاتی پرداختی برای خرید و فروش ابزار مالی، هستند. لازم به ذکر است که برای جلوگیری از انجام محاسبات اضافه، لازم است مقادیر عبارات مورد نیاز در داخل هر مرحله، از مرحله قبل و یا از رابطه (۲) به دست آید.

$$d_{(f_i, f_j)}^q = \max \left\{ d_{(f_i, f_k)}^{q-1} + d_{(f_k, f_j)}^0 \right\}; \quad 1 < q < m-1. \tag{۲}$$

برای شناسایی نقاط عطف بهینه موجود در گذشته سری زمانی، لازم است که رابطه (۱) به ازای تمامی زوج نقاط شکست موجود در گذشته سری زمانی (f_i, f_j) ; $i = 1, \dots, m-1$, $j = i+1, \dots, m$ تکرار شود؛ زیرا در هر تکرار از رابطه (۱)، مجموعه نقاط عطف بهینه بین زوج نقاط شکست (f_i, f_j) همان تکرار، شناسایی می‌شود؛ بنابراین تکرار فرآیند برای تمامی زوج نقاط شکست موجود و مقایسه سوددهی نقاط عطف شناسایی شده در تمامی تکرارها، منجر به شناسایی مجموعه نقاط عطف بهینه موجود در سری زمانی مورد بررسی می‌شود.

رابطه (۱)، در ابتدا با محاسبه $d_{(f_i, f_j)}^0$ سود حاصل از معامله در استراتژی‌های معاملاتی (f_i, f_j) بدون نقطه شکست میانی را به دست می‌آورد. منظور از استراتژی‌های معاملاتی (f_i, f_j) ، آغاز معامله ابزار مالی در نقطه شکست f_i و پایان آن در f_j است. سود حاصل از استراتژی‌های معاملاتی بدون نقطه شکست میانی، ماکزیم سود موقعیت‌های فروش استقرایی و خرید است و پیرو فرض در نظر نگرفتن ارزش زمانی پول، وجه تضمین موقعیت فروش استقرایی در محاسبه آن لحاظ نخواهد شد.

رابطه (۱) پس از تکمیل محاسبات مرحله اول، در مرحله دوم، به محاسبه $d_{(f_i, f_j)}^1$ و یا ماکزیم سود حاصل از استراتژی‌های معاملاتی دارای حداکثر یک نقطه شکست میانی می‌پردازد. معاملات دارای حداکثر یک نقطه شکست میانی، به بیان دیگر، معاملات دارای دقیقاً یک و صفر نقطه شکست میانی هستند. در این مرحله، رابطه (۱) برای احتساب معاملات دارای صفر نقطه شکست میانی، از مقدار به دست آمده در مرحله قبل استفاده می‌کند. مطالب گفته شده، برای سایر مراحل نیز به همین منوال خواهد بود. پس از تکمیل محاسبات مراحل موجود در رابطه (۱)، تکرار رابطه (۱) به ازای تمامی زوج نقاط شکست (f_i, f_j) موجود و مقایسه سوددهی نقاط عطف شناسایی شده در تکرارهای مختلف، جواب مسئله که همان مجموعه نقاط عطف بهینه است به دست می‌آید.

برای درک بهتر نحوه عملکرد مدل پیشنهادی، مثال عددی زیر را در نظر بگیرید. در این مثال، هدف، پیدا کردن مجموعه نقاط عطف بهینه بین زوج نقاط شکست (f_1, f_6) می‌باشد. نقاط شکست یک تا شش به ترتیب دارای قیمت‌های $۶/۷۸۳۳$ ، $۶/۶۰۰۰$ ، $۶/۶۱۶۷$ ، $۶/۵۰۰۰$ ، $۶/۶۴۱۷$ و $۶/۴۸۳۳$ هستند. هم‌چنین پارامترهای TC_b و TC_s برابر با $۰/۰۰۰۶۸۷$ و $۰/۰۱۰۶۸۷$ در نظر گرفته شده‌اند. لازم به ذکر است که محاسبات مدل برنامه‌ریزی پویای پیشنهادی، با استفاده از نرم‌افزار *Matlab* صورت گرفته است.

مرحله ۱.

$$d_{(f_1, f_6)}^0 = \max \left\{ (1 - TC_s) p_{f_6} - (1 + TC_b) p_{f_1}, (1 - TC_s) p_{f_1} - (1 + TC_b) p_{f_6} \right\} = 0.2231$$

$$d_{(f_1, f_6)}^1 = \max_{l < k < 6} \{d_{(f_1, f_6)}^0, d_{(f_1, f_k)}^0 + d_{(f_k, f_6)}^0\} = \max\{0.2231, 0.1480, 0.1478, 0.1492, 0.1475\} = 0.2231$$

$$d_{(f_1, f_6)}^2 = \max \left\{ \begin{array}{l} d_{(f_1, f_6)}^1, \\ \max_{2 < k < 6} \{d_{(f_1, f_k)}^1 + d_{(f_k, f_6)}^0\} \end{array} \right\} = \max \left\{ \begin{array}{l} d_{(f_1, f_6)}^1, \\ \max_{l < k < 3} \{d_{(f_1, f_k)}^0 + d_{(f_k, f_3)}^0\} + d_{(f_3, f_6)}^0, \\ \max_{l < k < 4} \{d_{(f_1, f_k)}^0 + d_{(f_k, f_4)}^0\} + d_{(f_4, f_6)}^0, \\ \max_{l < k < 5} \{d_{(f_1, f_k)}^0 + d_{(f_k, f_5)}^0\} + d_{(f_5, f_6)}^0 \end{array} \right\}$$

$$= \max\{0.2231, 0.1059, 0.0741, 0.0739, 0.1554, 0.1220, 0.3555\} = 0.3555$$

$d_{(f_1, f_6)}^3$	$d_{(f_1, f_2)}^0 + d_{(f_2, f_3)}^0 + d_{(f_3, f_4)}^0 + d_{(f_4, f_5)}^0 + d_{(f_5, f_6)}^0$	Maximum
0.3555	0.2383	0.3555

در فرآیند بررسی مرحله آخر و یا مرحله پنجم، ابتدا به جستجوی عبارت ماکزیمم کننده $d_{(f_1, f_6)}^4$ می‌پردازیم. این عبارت برابر با $d_{(f_1, f_6)}^3$ است و از آنجایی که اندیس q در عبارت ماکزیمم کننده مخالف صفر (و برابر با ۳) است، برای جستجوی جواب بهینه مسئله، به مرحله قبل از مرحله فعلی، یعنی مرحله چهارم می‌رویم.

$d_{(f_1, f_6)}^2$	$d_{(f_1, f_2)}^0 + d_{(f_2, f_3)}^0 + d_{(f_3, f_4)}^0 + d_{(f_4, f_6)}^0$	$d_{(f_1, f_2)}^0 + d_{(f_2, f_3)}^0 + d_{(f_3, f_5)}^0 + d_{(f_5, f_6)}^0$
0.3555	0.0320	0.0801
$d_{(f_1, f_2)}^0 + d_{(f_2, f_4)}^0 + d_{(f_4, f_5)}^0 + d_{(f_5, f_6)}^0$	$d_{(f_1, f_2)}^0 + d_{(f_2, f_3)}^0 + d_{(f_3, f_4)}^0 + d_{(f_4, f_6)}^0$	Maximum
0.2804	0.2802	0.3555

از آنجایی که در مرحله ۴، عبارت ماکزیمم کننده $d_{(f_1, f_6)}^3$ برابر با $d_{(f_1, f_6)}^2$ و دارای اندیس q مخالف صفر (و برابر با ۲) می‌باشد، برای جستجوی جواب بهینه مسئله، همچنان فرآیند بازگشتی را ادامه داده و به مرحله ۳ می‌رویم.

$d_{(f_1, f_6)}^1$	$d_{(f_1, f_2)}^0 + d_{(f_2, f_3)}^0 + d_{(f_3, f_6)}^0$	$d_{(f_1, f_2)}^0 + d_{(f_2, f_4)}^0 + d_{(f_4, f_6)}^0$	$d_{(f_1, f_3)}^0 + d_{(f_3, f_4)}^0 + d_{(f_4, f_6)}^0$
0.2231	0.1059	0.0741	0.0739
$d_{(f_1, f_2)}^0 + d_{(f_2, f_5)}^0 + d_{(f_5, f_6)}^0$	$d_{(f_1, f_3)}^0 + d_{(f_3, f_5)}^0 + d_{(f_5, f_6)}^0$	$d_{(f_1, f_4)}^0 + d_{(f_4, f_5)}^0 + d_{(f_5, f_6)}^0$	Maximum
0.1554	0.1220	0.3555	0.3555

در مرحله ۳، عبارت ماکزیمم کننده $d_{(f_1, f_6)}^2$ برابر با $d_{(f_1, f_4)}^0 + d_{(f_4, f_5)}^0 + d_{(f_5, f_6)}^0$ است. همان‌طور که مشاهده می‌شود تمامی اندیس‌های q موجود در این عبارت، برابر با صفر هستند؛ بنابراین، فرآیند بازگشتی در این مرحله خاتمه می‌یابد و مجموعه نقاط شکست موجود در عبارت ماکزیمم کننده (یعنی f_6, f_5, f_4, f_1) به‌عنوان نقاط عطف بهینه موجود مابین زوج نقاط شکست (f_1, f_6) گزارش می‌شوند. همان‌طور که گفته شد در حالت کلی، باید فرآیند مدل‌سازی و حل بازگشتی، برای تمامی زوج نقاط شکست موجود در افق زمانی



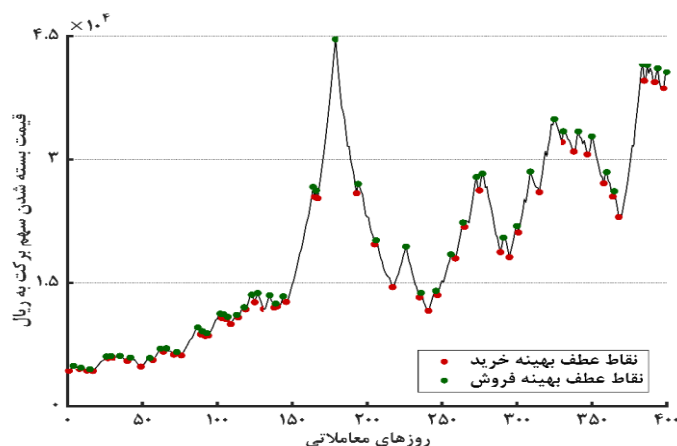


تکرار شود. پس از آن میزان سوددهی نقاط عطف به دست آمده از تمامی تکرارها با یکدیگر مقایسه شده و مجموعه نقاط دارای بیشترین میزان سوددهی به عنوان مجموعه نقاط عطف بهینه موجود گزارش می‌شوند.

۴- یافته‌های پژوهش

در این بخش به منظور نشان دادن عملکرد مدل پیشنهادی در مسئله شناسایی نقاط عطف بهینه، مدل پیشنهادی را بر داده‌های چهار شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران، متشکل از گروه دارویی برکت، فولاد مبارکه اصفهان، سایپا و بانک تجارت، پیاده‌سازی می‌کنیم. این داده‌ها، قیمت‌های روزانه بسته شدن سهام‌های مورد بررسی هستند و از تاریخ ۸ آبان ماه ۱۳۹۸ (معادل با ۳۰ اکتبر ۲۰۱۹) تا تاریخ ۲۸ تیرماه ۱۴۰۰ (معادل با ۱۹ جولای ۲۰۲۱) جمع آوری شده‌اند. این چهار شرکت به صورت تصادفی از بورس اوراق بهادار تهران انتخاب شده‌اند. لازم به ذکر است که داده‌های عددی مجموعه داده‌های مورد بررسی به صورت تعدیل شده استفاده شده است و به همین دلیل افزایش سرمایه تأثیری در مدل و نتایج عددی نخواهد داشت. هم‌چنین، سودهای پرداخت شده توسط شرکت‌ها که مجزای از سود حاصل از معامله سهم هستند، هیچ تأثیری در روند مدل‌سازی مسئله شناسایی و کسب نتایج ندارند.

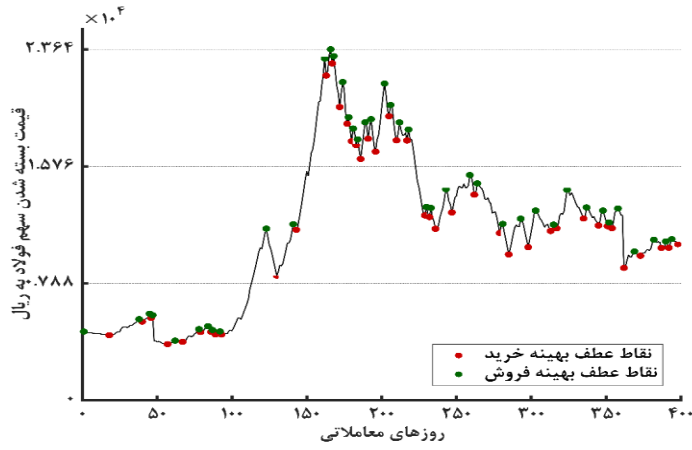
نتایج حاصل از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی بر مجموعه داده‌های معرفی، در شکل‌های ۳ تا ۶ آمده است. نقاط قرمز در این شکل نشان‌دهنده نقاط عطف بهینه خرید شناسایی شده از طریق مدل پیشنهادی است. هم‌چنین، نقاط سبز رنگ، نقاط عطف بهینه فروش را نشان می‌دهند. شکاف بالای مابین زوج نقاط شکست شناسایی شده به عنوان عطف بهینه، به این دلیل است که قیمت سهم مورد بررسی، نوسان نسبتاً بالایی را مابین این دو نقطه شکست، تجربه کرده است. این در حالی است که نزدیکی زوج نقاط عطف شناسایی شده در برخی مقاطع، ریشه در پایین بودن نوسانات قیمت سهم مورد بررسی دارد. نحوه انتخاب نقاط شکست به عنوان نقاط عطف بهینه، توسط ساختار مدل برنامه‌ریزی پویای پیشنهادی مشخص می‌شود.



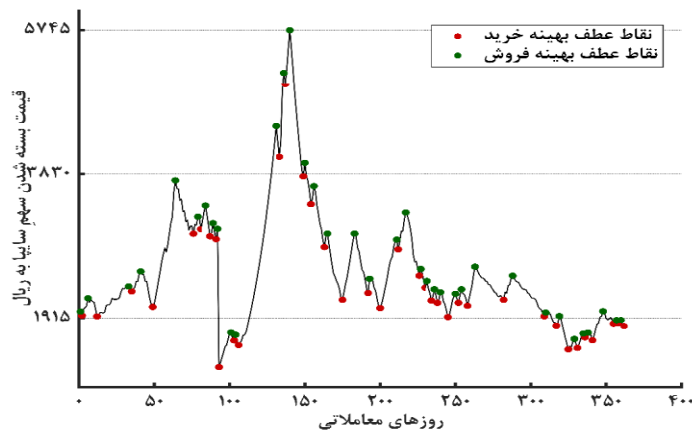
شکل ۳- نقاط عطف بهینه شناسایی شده سهم برکت، از طریق مدل پیشنهادی.

Figure 3- The optimal turning points of Barekat, detected through the proposed model.

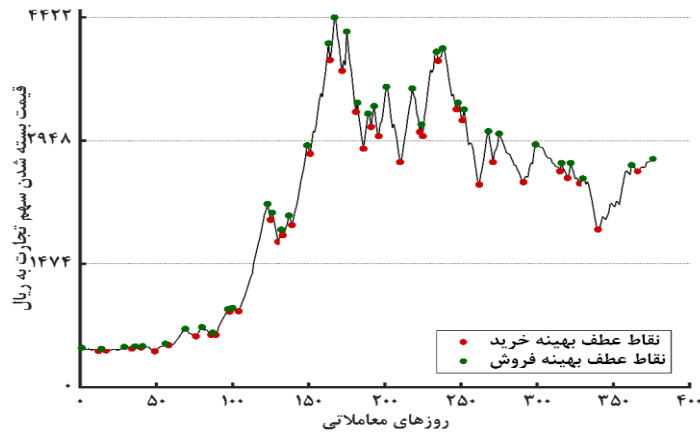
اکنون، برای نشان دادن تفاوت عملکرد مدل شناسایی پیشنهادی و روش‌های شناسایی موجود در ادبیات موضوع، آن را با تعدادی از بهترین روش‌های موجود در ادبیات مقایسه می‌کنیم. این روش‌ها که متشکل از روش‌های شناسایی ارائه شده توسط تانگ و همکاران (۲۰۱۹)، لو و همکاران (۲۰۱۷) و چن و هه (۲۰۱۵) هستند، متمرکز بر بهترین منطق شناسایی موجود در ادبیات موضوع، یعنی نمایش خطی قطعه‌ای هستند. این روش‌ها، بر اساس بررسی کامل ادبیات توسط محققین این پژوهش، از بهترین منطق شناسایی موجود در ادبیات یعنی نمایش خطی قطعه‌ای، استفاده می‌کنند. تفاوت این روش‌های شناسایی در آن است که هر یک از آن‌ها با هدف بهبود عملکرد روش‌های قبلی ارائه می‌شوند. منظور از بهبود عملکرد، افزایش میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده است. لازم به ذکر است که این مطالعات، به بررسی هر دو مسئله شناسایی و پیش‌بینی نقاط عطف، پرداخته‌اند. با این حال، از آنجایی که در این مقاله، فقط مسئله شناسایی مورد بررسی قرار می‌گیرد، تنها از مدل‌های شناسایی موجود در این مقالات استفاده کرده و آن‌ها را از لحاظ عملکرد با مدل شناسایی پیشنهادی مقایسه می‌کنیم.



شکل ۴- نقاط عطف بهینه شناسایی شده سهم فولاد، از طریق مدل پیشنهادی.
Figure 4- The optimal turning points of Foolad, detected through the proposed model.



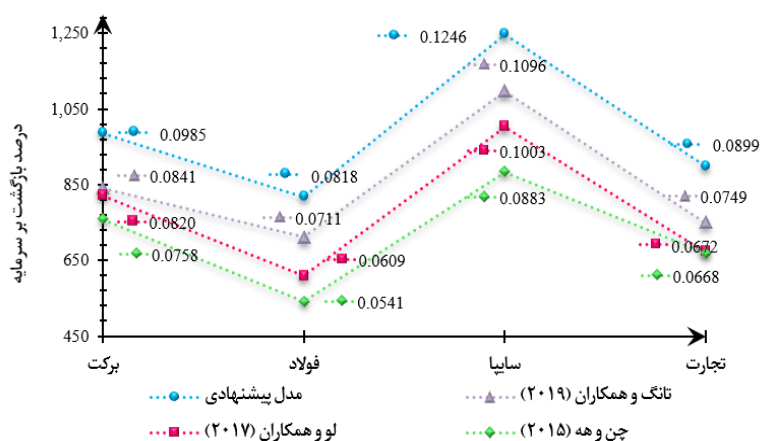
شکل ۵- نقاط عطف بهینه شناسایی شده سهم سایپا، از طریق مدل پیشنهادی.
Figure 5- The optimal turning points of Saipa, detected through the proposed model.



شکل ۶- نقاط عطف بهینه شناسایی شده از طریق مدل پیشنهادی.
Figure 6- The optimal turning points of Tejarat, detected through the proposed model.



تمامی روش‌های شناسایی انتخاب‌شده از ادبیات موضوع، تحت فرضیات مدل پیشنهادی پیاده‌سازی می‌شوند. معیار ارزیابی عملکرد مدل‌های شناسایی در این قسمت، "درصد بازگشت بر سرمایه" خواهد بود. این معیار، برابر با مجموع سود حاصل از انجام معامله در تمامی زوج نقاط عطف شناسایی شده می‌باشد و به همین علت می‌تواند نماینده خوبی برای سنجش میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده باشد. نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش‌های شناسایی و مدل پیشنهادی، بر اساس معیار درصد بازگشت بر سرمایه در شکل ۷ نشان داده شده است. با توجه به این شکل می‌توان به خوبی تفاوت سطح عملکرد مدل پیشنهادی و سایر روش‌های شناسایی موجود در ادبیات موضوع را دریافت. همان‌طور که انتظار داشتیم، مدل پیشنهادی با شناسایی نقاط عطف بهینه موجود در گذشته سری زمانی ابزارهای مالی (مانند اوراق بهادار)، بالاترین سطح عملکرد ممکن را از خود نشان می‌دهد. برتری مدل پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها، مطلق است و این موضوع ریشه در بهینگی مدل پیشنهادی دارد. سایر روش‌های شناسایی، به دلیل ماهیتشان، قابلیت شناسایی نقاط عطف بهینه مالی موجود را ندارند. مقادیر متوسط درصد بازگشت بر سرمایه، برای مدل پیشنهادی، تانگ و همکاران (۲۰۱۹)، لو و همکاران (۲۰۱۷) و چن و هه (۲۰۱۵) به ترتیب برابر با 98.7% ، 84.9% ، 77.6% و 71.2% است. این مقادیر، برای هر روش، میانگین مقادیر درصد بازگشت بر سرمایه حاصل از تمامی مجموعه داده‌های مورد بررسی هستند.



شکل ۷- عملکرد روش‌های شناسایی نقاط عطف.

Figure 7- The performance of turning points detection methods.

تفاوت سطح عملکرد مدل پیشنهادی و روش‌های شناسایی ارائه‌شده توسط تانگ و همکاران (۲۰۱۹)، لو و همکاران (۲۰۱۷) و چن و هه (۲۰۱۵)، در فرآیند شناسایی نقاط عطف، در جدول ۱ گزارش شده است. مقادیر عددی گزارش شده در این جدول، اختلاف درصد بازگشت بر سرمایه حاصل از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی و روش‌های شناسایی بر مجموعه داده‌های معرفی شده هستند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل پیشنهادی بالاترین سطح عملکرد را نسبت به روش‌های شناسایی ارائه‌شده توسط تانگ و همکاران (۲۰۱۹)، لو و همکاران (۲۰۱۷) و چن و هه (۲۰۱۵) دارد. البته لازم به ذکر است که بهینگی مدل پیشنهادی، برتری عملکرد آن را نسبت به تمامی روش‌های شناسایی موجود در ادبیات موضوع، ایجاب می‌کند.

جدول ۱- برتری مدل پیشنهادی نسبت به روش‌های شناسایی.

Table 1- The outperformance of the proposed model over detection methods.

سهم مورد بررسی	تانگ و همکاران (۲۰۱۹)	لو و همکاران (۲۰۱۷)	چن و هه (۲۰۱۵)
برکت	144.6261%	165.1965%	227.2643%
فولاد	106.9977%	208.6105%	277.2989%
سایپا	150.1632%	234.4743%	363.1735%
تجارت	149.9861%	226.5043%	230.9936%
متوسط	137.8888%	210.9464%	274.6826%

بورس اوراق بهادار، یکی از جذاب‌ترین بازارهای مالی است که در آن سرمایه‌گذاران، می‌توانند با خرید و فروش ابزارهای مالی موجود در بازار (مانند اوراق بهادار) به کسب سود بپردازند. تحقق این هدف، در گرو معامله ابزار مالی بر اساس یک استراتژی معاملاتی سود ده است. استراتژی معاملاتی سود ده، استراتژی‌ای است که از نقاط معاملاتی سود ده و یا نقاط عطف سود ده شکل گرفته شده باشد؛ بنابراین، پیش‌بینی نقاط عطف مالی سود ده، می‌تواند ابزاری در راستای دستیابی به استراتژی معاملاتی سود ده باشد. اولین گام در فرآیند پیش‌بینی نقاط عطف، شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی است. افزایش میزان سوددهی نقاط عطف شناسایی شده، منجر به افزایش میزان سوددهی نقاط عطف مالی پیش‌بینی خواهد شد. بر همین اساس، ادبیات موضوع، شاهد تلاش‌های فراوانی در راستای بهبود عملکرد روش‌های شناسایی نقاط عطف بوده است. بررسی کامل ادبیات موضوع توسط محققین نشان می‌دهد که علی‌رغم تمامی مطالعات و پژوهش‌های انجام‌شده، هیچ‌یک از روش‌های شناسایی موجود در ادبیات موضوع، قابلیت شناسایی نقاط عطف بهینه موجود در گذشته سری زمانی ابزارهای مالی را ندارند. به عبارت دیگر، تمامی روش‌های شناسایی موجود در ادبیات موضوع، غیر بهینه‌اند. مقاله حاضر، به منظور برطرف سازی این شکاف تحقیقاتی، تدوین گردیده است. این مقاله، مسئله شناسایی نقاط عطف موجود در گذشته سری زمانی ابزار مالی را به صورت بهینه حل می‌کند. مدل پیشنهادی، ابتدا با استفاده از روابط ریاضی مدل‌سازی شده برای مسئله مورد بررسی، مسئله را در بستر برنامه‌ریزی پویا پیاده‌سازی می‌کند. پس از آن، طی فرآیندی بازگشتی و با حرکت از مراحل بالا به پایین، جواب بهینه مسئله پیاده‌سازی شده را استخراج می‌کند. جواب بهینه حاصل از مدل برنامه‌ریزی پویا پیشنهادی، مجموعه نقاط عطف بهینه موجود در گذشته سری زمانی، می‌باشد. حوزه مورد بررسی مقاله حاضر، چهار شرکت فعال در بورس اوراق بهادار تهران و بازه زمانی مورد بررسی ۸ آبان ۱۳۹۸ تا ۲۸ تیر ۱۴۰۰ می‌باشد. مقاله حاضر، برای نشان دادن عملکرد مدل پیشنهادی در مسئله شناسایی نقاط عطف مالی، ابتدا آن را بر داده‌های حوزه مورد بررسی، در بازه زمانی ذکر، پیاده‌سازی می‌کند و پس از آن به مقایسه مدل پیشنهادی با تعدادی از بهترین روش‌های شناسایی موجود در ادبیات موضوع می‌پردازد. نتایج عددی حاصل از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی بر بورس اوراق بهادار تهران که در قالب نمودار ارائه شده است، نقاط عطف بهینه خرید و فروش شناسایی شده توسط مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج حاصل از مقایسه مدل پیشنهادی با روش‌های موجود می‌توان دریافت که مدل پیشنهادی، به ترتیب، به میزان $137/8888\%$ ، $210/9464\%$ و $274/6826\%$ عملکرد روش‌های شناسایی مورد استفاده توسط تانگ و همکاران (۲۰۱۹)، لو و همکاران (۲۰۱۷) و چن و هه (۲۰۱۵) را بهبود می‌دهد. به دلیل تأثیرگذاری میزان سوددهی نقاط شناسایی شده بر میزان سوددهی نقاط پیش‌بینی شده و با توجه به بیشینه بودن میزان سوددهی نقاط شناسایی شده توسط مدل پیشنهادی، می‌توان اقدامات زیر را در حوزه بازارهای مالی و در ارتباط با شرکت‌های عرضه‌شده در بورس اوراق بهادار انجام داد. در این راستا، بایستی مدل پیشنهادی را بر فرآیند پیش‌بینی نقاط عطف اعمال کرد. پس از آن، با استفاده از نقاط عطف پیش‌بینی شده‌ای که سوددهی آن توسط مدل پیشنهادی تضمین شده است، زمان وقوع نقاط عطف سود ده به دست می‌آید. نهایتاً با تنظیم استراتژی معاملاتی بر پایه نقاط عطف سود ده پیش‌بینی شده، اتخاذ معاملات سود ده امکان‌پذیر خواهد شد. همان‌طور که گفته شد، در فرآیند پیاده‌سازی مسئله شناسایی در قالب مدل پیشنهادی، سه فرض در نظر گرفته شده است. این فرضیات که به عنوان محدودیت‌های مدل پیشنهادی شناخته می‌شوند عبارت‌اند از امکان فروش استقرایی سهام، در نظر نگرفتن ارزش زمانی پول و ممنوعیت شناسایی نقاط عطف خرید متوالی و نقاط عطف فروش متوالی. در نظر نگرفتن و یا تغییر هر یک از این فرضیات ممکن است ساختار مدل پیشنهادی را دچار دگرگونی کند. بررسی نحوه مدل‌سازی مسئله شناسایی در بستر برنامه‌ریزی پویا، با نادیده گرفتن فرضیات مورد نظر در این مقاله، بستر مطالعات آتی را فراهم خواهد ساخت.

تشکر و قدردانی

نویسندگان مقاله مراتب قدردانی خود را از داوران محترم اعلام می‌دارند. بی‌شک نقطه نظرات ارزشمند ایشان در بهبود کیفیت مقاله نقش به‌سزایی داشته است.

منابع مالی

هیچ‌گونه بودجه یا کمک‌هزینه تحقیق در طی مطالعه مذکور دریافت نشده است.





هیچ تضادی در منافع در مورد انتشار این نسخه وجود ندارد و همه نویسندگان، نسخه نهایی ارسال شده را مشاهده و تأیید کرده‌اند. نویسندگان تضمین می‌کنند که مقاله، اثر اصلی آن‌ها بوده، قبلاً چاپ نشده و در حال حاضر تحت انتشار نمی‌باشد.

منابع

- Baktash, E., Amoushahi, B., & Behdad, M. M. (2014). Ranking organizations on the basis of intellectual capital indices by applying DEA: a case study of petrochemical companies listed on Tehran Stock Exchange. *Journal of applied research on industrial engineering*, 1(2), 59-73.
- Bellman, R. (1953). *An introduction to the theory of dynamic programming (first Ed)*. RAND Corporation.
- Bramante, R., Facchinetti, S., & Zappa, D. (2019). Online detection of financial time series peaks and troughs: a probability-based approach. *Statistical analysis and data mining: the ASA data science journal*, 12(5), 426-433.
- Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *The journal of finance*, 47(5), 1731-1764.
- Chang, P. C., Fan, C. Y., & Liu, C. H. (2008). Integrating a piecewise linear representation method and a neural network model for stock trading points prediction. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, part C (applications and reviews)*, 39(1), 80-92.
- Chang, P. C., Liao, T. W., Lin, J. J., & Fan, C. Y. (2011). A dynamic threshold decision system for stock trading signal detection. *Applied soft computing*, 11(5), 3998-4010.
- Chang, P. C., Liu, C. H., Fan, C. Y., Lin, J. L., & Lai, C. M. (2009, September). An ensemble of neural networks for stock trading decision making. *International conference on intelligent computing* (pp. 1-10). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Chen, X., & He, Z. J. (2015, June). Prediction of stock trading signal based on support vector machine. *2015 8th International conference on intelligent computation technology and automation (ICICTA)* (pp. 651-654). IEEE.
- Dash, R., & Dash, P. K. (2016). A hybrid stock trading framework integrating technical analysis with machine learning techniques. *The journal of finance and data science*, 2(1), 42-57.
- Grillenzoni, C. (2012). Evaluation of recursive detection methods for turning points in financial time series. *Australian & New Zealand journal of statistics*, 54(3), 325-342.
- Grillenzoni, C. (2014). Sequential smoothing for turning point detection with application to financial decisions. *Applied stochastic models in business and industry*, 30(2), 132-140.
- Huang, H., Pasquier, M., & Quek, C. (2009). Financial market trading system with a hierarchical coevolutionary fuzzy predictive model. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 13(1), 56-70.
- Kaiser, R., & Maravall, A. (2012). *Measuring business cycles in economic time series* (Vol. 154). Springer Science & Business Media.
- Kayal, A. (2010, October). A neural networks filtering mechanism for foreign exchange trading signals. *2010 IEEE international conference on intelligent computing and intelligent systems* (Vol. 3, pp. 159-167). IEEE.
- Khalifa, H. (2019). A study on investment problem in chaos environment. *Journal of applied research on industrial engineering*, 6(3), 177-183.
- Lin, N., Xu, W., Zhang, X., & Lv, S. (2014). Can web news media sentiments improve stock trading signal prediction?. *Proceedings of the 19th Pacific Asia conference in information systems (PACIS 2015)* (pp. 200). Singapore.
- Luo, L., You, S., Xu, Y., & Peng, H. (2017). Improving the integration of piece wise linear representation and weighted support vector machine for stock trading signal prediction. *Applied soft computing*, 56, 199-216.
- Marsh, I. W. (2000). High-frequency Markov switching models in the foreign exchange market. *Journal of forecasting*, 19(2), 123-134.
- Martikainen, T., Perttunen, J., Yli-Olli, P., & Gunasekaran, A. (1994). The impact of the return interval on common factors in stock returns: evidence from a thin security market. *Journal of banking & finance*, 18(4), 659-672.
- Nadafi, Z., & Pourali, M. R. (2020). The effect of stock liquidity on companies future investment: a study of the Iranian capital market. *Innovation management and operational strategies*, 1(3), 269-286. (In Persian). DOI: [10.22105/IMOS.2021.272228.1031](https://doi.org/10.22105/IMOS.2021.272228.1031)
- Oladimeji, I. W. (2016). Forecasting shares trading signals with finite state machine variant. *Multidisciplinary engineering science and technology*, 3(4), 4488-4493.
- Qi, M., & Maddala, G. S. (1999). Economic factors and the stock market: a new perspective. *Journal of forecasting*, 18(3), 151-166.
- Rasoulzadeh, M., & Fallah, M. (2020). An overview of portfolio optimization using fuzzy data envelopment analysis models. *Journal of fuzzy extension and applications*, 1(3), 188-197.
- Tang, H., Dong, P., & Shi, Y. (2019). A new approach of integrating piecewise linear representation and weighted support vector machine for forecasting stock turning points. *Applied soft computing*, 78, 685-696.
- Terasvirta, T., Tjostheim, D., & Granger, C. W. (2010). *Modeling nonlinear economic time series*. OUP Catalogue.
- Vander Wiel, S. A. (1996). Monitoring processes that wander using integrated moving average models. *Technometrics*, 38(2), 139-151.
- Zhu, M., & Wang, L. (2010, July). Intelligent trading using support vector regression and multilayer perceptrons optimized with genetic algorithms. *The 2010 international joint conference on neural networks (IJCNN)* (pp. 1-5). IEEE.