



Paper Type: Original Article

Prediction of the Impact and Performance of FinTech Companies' Advertisements on Customer Acquisition and Loyalty Using Metaheuristic Algorithms

Samad Bandari¹, Farhad Hosseinzadeh Lotfi^{2,*} , Seyyed Esmaeil Najafi^{1,3} , Seyyed Ahmad Edalatpanah⁴ 

¹ Department of Industrial Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran; samadbandari@yahoo.com; Najafi1515@yahoo.com.

² Department of Mathematics and Computer Science, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran; Farhad@hosseinzadeh.ir.

³ Morvarid Intelligent Industrial Systems Research Group, Iran.

⁴ Department of Applied Mathematics, Ayandegan Institute of Higher Education, Tonekabon, Iran; Saededalatpanah@gmail.com.

Citation:

Received: 14 April 2024

Revised: 03 July 2024

Accepted: 19 August 2024

Bandari, S., Hosseinzadeh Lotfi, F., Najafi, S. E., & Edalatpanah, S. A. (2024). Prediction of the impact and performance of FinTech companies' advertisements on customer acquisition and loyalty using metaheuristic algorithms. *Journal of Quality Engineering and Management*, 14(3), 199-216.

Abstract


Purpose: With the rapid growth of the financial technology (FinTech) industry, digital advertising has become one of the key tools for attracting new customers and increasing the loyalty of existing ones. In environments where uncertainty and decision-making complexity play significant roles, the use of metaheuristic algorithms can help optimize digital advertising efforts.

Methodology: This study proposes a three-level model in an intuitionistic fuzzy environment and utilizes the Stackelberg game to examine the impact of advertising on performance, customer acquisition, and customer loyalty. In this study, the advertising process of FinTech companies is modeled as a three-level decision-making process encompassing customer acquisition, advertising performance, and customer loyalty. To solve this model, Genetic Algorithms (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO) are employed to optimize advertising strategies.

Findings: The results indicated that the proposed model accurately predicted customer loyalty and that metaheuristic algorithms effectively optimized advertising parameters. The analysis of the results showed that conversion rate and purchase amount are the most influential factors affecting customer loyalty. Furthermore, the findings revealed that using hybrid algorithms can reduce advertising costs and increase Return on Investment (ROI). Comparing the proposed algorithms showed that the hybrid approach, combining genetic algorithms and particle swarm optimization, outperformed the individual methods in predicting customer behavior.

Originality/Value: Based on the findings, it is recommended that FinTech companies adopt metaheuristic algorithms to optimize digital advertising and achieve precise customer targeting. These approaches can enhance advertising effectiveness, reduce marketing costs, and improve customer loyalty within the FinTech industry.

Keywords: FinTech, Digital advertising, Metaheuristic algorithms, Customer loyalty, Advertising optimization.

 Corresponding Author: Farhad@hosseinzadeh.ir

 10.48313/jqem.2024.219125



Licensee System Analytics. 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>).



پیش‌بینی اثر و عملکرد تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی بر جذب وفاداری

مشتریان با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری

صمد بندری^۱، فرهاد حسین زاده لطفی^۲، سید اسماعیل نجفی^۳، سید احمد عدالت پناه^۴

^۱ گروه مهندسی صنایع، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

^۲ گروه ریاضی و علوم کامپیوتر، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

^۳ گروه تحقیقاتی سامانه‌های هوشمند صنعتی مروارید، ایران.

^۴ گروه ریاضی کاربردی، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.

چکیده

هدف: با رشد سریع صنعت فناوری مالی (فین‌تک)^۱، تبلیغات دیجیتال به یکی از ابزارهای کلیدی برای جذب مشتریان جدید و افزایش وفاداری مشتریان فعلی تبدیل شده است. در محیطی که عدم اطمینان و پیچیدگی‌های تصمیم‌گیری نقش مهمی ایفا می‌کند، استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌تواند به بهینه‌سازی تبلیغات دیجیتال کمک کند.

روش‌شناسی پژوهش: این پژوهش با ارایه یک مدل سه‌سطحی در محیط فازی شهودی و بهره‌گیری از بازی استکلبرگ، تاثیر تبلیغات بر عملکرد، جذب و وفاداری مشتریان را بررسی می‌کند. در این مطالعه، فرآیند تبلیغات شرکت‌های فین‌تک به‌عنوان یک تصمیم‌گیری سه‌سطحی شامل جذب مشتریان، عملکرد تبلیغات و وفاداری مشتریان مدل‌سازی شده است. برای حل این مدل، از الگوریتم‌های ژنتیک^۲ و بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۳ به‌منظور بهینه‌سازی استراتژی‌های تبلیغاتی استفاده شده است. **یافته‌ها:** نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی توانسته است با دقت بالایی میزان وفاداری مشتریان را پیش‌بینی کند و الگوریتم‌های فرا ابتکاری در بهینه‌سازی پارامترهای تبلیغاتی نقش موثری دارند. تحلیل نتایج نشان داد که نرخ تبدیل^۴ و میزان خرید^۵ مهم‌ترین عوامل تاثیرگذار بر وفاداری مشتریان هستند. همچنین، یافته‌ها نشان داد که استفاده از الگوریتم‌های ترکیبی می‌تواند به کاهش هزینه‌های تبلیغاتی و افزایش بازده سرمایه‌گذاری^۶ منجر شود. مقایسه نتیجه‌های الگوریتم‌های پیشنهادی نشان داد که روش ترکیبی ژنتیک و ازدحام ذرات نسبت به روش‌های مجزا، دقت بالاتری در پیش‌بینی رفتار مشتریان دارد.

اصالت/ارزش افزوده علمی: بر اساس یافته‌های این پژوهش، پیشنهاد می‌شود شرکت‌های فناوری مالی از الگوریتم‌های فرا ابتکاری در بهینه‌سازی تبلیغات دیجیتال و هدف‌گذاری دقیق مشتریان استفاده کنند. این روش‌ها می‌توانند اثربخشی تبلیغات را افزایش داده، هزینه‌های بازاریابی را کاهش دهند و وفاداری مشتریان را در صنعت فین‌تک بهبود بخشند.

کلیدواژه‌ها: فناوری مالی، تبلیغات دیجیتال، الگوریتم‌های فرا ابتکاری، وفاداری مشتری، بهینه‌سازی تبلیغات.

۱- مقدمه

باتوجه به اهمیت یافتن تکنولوژی‌های مالی یا فناوری مالی در عرصه کسب‌وکار، به نظر می‌رسد تحقیق در این حوزه همچنان در ابتدای راه خود قرار دارد. ضمن اینکه تمرکز بر مولفه‌هایی نظیر تبلیغات و اثر آن بر مشتریان شرکت‌های فناوری مالی نشانگر خلاها و کمبودهای بسیاری در این زمینه

¹ FinTech

² Genetic Algorithms (GA)

³ Particle Swarm Optimization (PSO)

⁴ Conversion rate

⁵ Purchase amount

⁶ Return on Investment (ROI)

می‌باشد که همین موارد می‌تواند تبیین‌کننده ضرورت انجام تحقیق در حوزه موردبررسی باشد. باتوجه بهحجم بالای داده‌ها در این زمینه می‌توان گفت استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین یا داده‌کاوی می‌تواند به تحلیل‌های بهتری منجر شود که در تحقیق حاضر تلاش در جهت پیش‌بینی اثر تبلیغات بر جذب و حفظ مشتریان شرکت‌های فناوری مالی با کمک الگوریتم‌های فرا ابتکاری¹ می‌باشد.

در سال‌های اخیر، فناوری‌های مالی² با بهره‌گیری از نوآوری‌های دیجیتال، تحول قابل‌توجهی در شیوه ارائه خدمات مالی ایجاد کرده‌اند. این تحول، نه‌تنها ساختارهای سنتی بانکداری و پرداخت را متحول کرده، بلکه باعث رقابتی‌تر شدن بازار در جذب و حفظ مشتریان شده است [1]. یکی از ابزارهای کلیدی برای موفقیت شرکت‌های فین‌تک در این رقابت، استفاده هوشمندانه از تبلیغات دیجیتال و داده‌محور است. باوجود رشد چشمگیر صنعت فین‌تک، همچنان شکاف‌هایی در ادبیات علمی این حوزه، به‌ویژه در زمینه بررسی اثر تبلیغات دیجیتال بر رفتار مشتریان وجود دارد. تحقیقات قبلی بیشتر بر جنبه‌های فنی یا خدمات مالی متمرکز بوده‌اند و کمتر به تحلیل جامع تعامل میان تبلیغات و وفاداری یا جذب مشتریان پرداخته‌اند. علاوه بر این، باتوجه به ماهیت داده‌محور صنعت فین‌تک و تعاملات پیچیده مشتریان با خدمات دیجیتال، تحلیل این داده‌ها با روش‌های سنتی مانند رگرسیون معمولاً پاسخگوی نیازهای پیچیده این حوزه نیست [2]. روش‌های سنتی آماری مانند رگرسیون فرض می‌کنند که روابط میان متغیرها خطی و پایدار است. این درحالی است که در واقعیت، رفتار مصرف‌کننده تحت تاثیر عوامل متعدد، پویا و غیرخطی قرار دارد [3]. همچنین این مدل‌ها نسبت به داده‌های پرت و چند هم‌خطی حساس هستند که می‌تواند دقت پیش‌بینی را کاهش دهد. درمقابل، الگوریتم‌های فرا ابتکاری ازجمله الگوریتم‌های ژنتیک، PSO یا الگوریتم کلونی مورچگان³، با هدف بهینه‌سازی در مسایل پیچیده و چندبعدی توسعه یافته‌اند و توانایی بالایی در کشف الگوهای پنهان در داده‌های بزرگ دارند [4]. مطالعات نشان داده‌اند که این الگوریتم‌ها در ترکیب با روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند عملکرد قابل‌توجهی در تحلیل داده‌های فین‌تک از خود نشان دهند، به‌ویژه در پیش‌بینی نرخ جذب یا ریزش مشتری [5]. بر این اساس، تحقیق حاضر با هدف پرکردن خلا موجود، به‌بررسی و پیش‌بینی اثر تبلیغات شرکت‌های فین‌تک بر جذب و وفاداری مشتریان می‌پردازد. در این مسیر، از الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌عنوان ابزاری نوین برای تحلیل داده‌های پیچیده استفاده می‌شود تا نتیجه‌هایی دقیق‌تر و عملی‌تر نسبت به رویکردهای سنتی حاصل گردد.

الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌دلیل توانایی بالا در جست‌وجوی فضای پاسخ پیچیده، بهینه‌سازی مسایل غیرخطی و فرار از بهینه‌های محلی، به‌عنوان یکی از گزینه‌های قدرتمند برای حل مسایل تصمیم‌گیری در حوزه‌های پویا مانند فین‌تک شناخته می‌شوند. این الگوریتم‌ها قابلیت انطباق با محیط‌های پرنویز و داده‌های ناقص را دارند و می‌توانند در شرایطی که مدل‌های ریاضی دقیق یا روابط تحلیلی مشخصی وجود ندارد، عملکرد مطلوبی ارائه دهند [6]. درنتیجه، استفاده از این روش‌ها در مدل‌سازی رفتار مشتریان، ارزیابی اثربخشی تبلیغات و بهینه‌سازی تخصیص منابع بازاریابی، می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر و اثربخش‌تری در شرکت‌های فناوری مالی منجر شود. هدف انجام این پژوهش پیش‌بینی عملکرد تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی بر جذب و وفاداری مشتریان با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری است.

۲- پیشینه تحقیق

۲-۱- نقش تبلیغات دیجیتال در صنعت فین‌تک

تبلیغات دیجیتال به‌عنوان یکی از ستون‌های اصلی استراتژی بازاریابی در صنعت فناوری مالی (فین‌تک)، سهم قابل‌توجهی در افزایش آگاهی از برند، جذب مشتریان جدید و افزایش وفاداری مشتریان دارد. در این حوزه، شرکت‌های فین‌تک به‌طور گسترده‌ای از ابزارهایی مانند شبکه‌های اجتماعی، بازاریابی ایمیلی و تبلیغات گوگل برای انتقال پیام‌های بازاریابی بهره می‌برند [7]. این نوع تبلیغات که اغلب مبتنی بر تحلیل داده‌های رفتاری کاربران

¹ Metaheuristic algorithms

² FinTech

³ Ant Colony Algorithm (ACO)

هستند، با شخصی سازی محتوا و زمان بندی هوشمند، باعث بهبود تجربه مشتری و افزایش نرخ تبدیل می شوند [8]. با توجه به رقابتی بودن بازارهای دیجیتال، تبلیغات هدفمند و مبتنی بر داده، نقشی اساسی در حفظ مزیت رقابتی شرکت های فین تک ایفا می کند [9].

۲-۲- کاربرد الگوریتم های فرا ابتکاری در تبلیغات دیجیتال

الگوریتم های فرا ابتکاری^۱ به عنوان روش هایی انعطاف پذیر و قدرتمند برای حل مسایل بهینه سازی پیچیده در فضای جست و جوی بزرگ شناخته می شوند. برخلاف روش های سنتی، این الگوریتم ها توانایی مقابله با چندین هدف، قیود غیر خطی و توابع هدف پیچیده را دارند و از این رو، برای تحلیل و بهینه سازی کمپین های تبلیغاتی بسیار مفید هستند [10]. در مطالعاتی نظیر تحقیق [11]، استفاده از الگوریتم های ژنتیک و *PSO* برای بهینه سازی زمان بندی و تخصیص بودجه تبلیغات در صنعت فین تک مورد بررسی قرار گرفته و نتیجه های نشان داده اند که این الگوریتم ها می توانند نرخ بازگشت سرمایه تبلیغاتی را به طور قابل توجهی افزایش دهند.

۲-۳- ترکیب یادگیری ماشین با الگوریتم های فرا ابتکاری

در سال های اخیر، ترکیب الگوریتم های فرا ابتکاری با یادگیری ماشین به عنوان رویکردی نوآورانه در تحلیل رفتار مشتریان و پیش بینی اثربخشی تبلیغات معرفی شده است. در این روش، الگوریتم های فرا ابتکاری به عنوان ابزار بهینه ساز مدل های یادگیری ماشین عمل کرده و به انتخاب ویژگی های کلیدی، تنظیم پارامترهای مدل و افزایش دقت پیش بینی ها کمک می کنند [12]. به عنوان نمونه، مطالعه [10] نشان داد که ترکیب الگوریتم های کرم شب تاب و یادگیری ماشین می تواند در پیش بینی دقیق پاسخ مشتری به تبلیغات دیجیتال موثر واقع شود و در نتیجه، موجب افزایش بهره وری کمپین های تبلیغاتی گردد.

۲-۴- تاثیر بهینه سازی تبلیغات بر وفاداری مشتریان

تحقیقات نشان داده اند که بهینه سازی تبلیغات دیجیتال با استفاده از الگوریتم های فرا ابتکاری می تواند منجر به بهبود وفاداری مشتریان شود. به طور خاص، در پژوهشی استفاده از تبلیغات شخصی سازی شده، طراحی شده بر اساس مدل های پیش بینی مبتنی بر الگوریتم های فرا ابتکاری، منجر به ایجاد احساس ارتباط بیشتر با برند و افزایش تمایل به خرید مجدد می شود [11]. همچنین، مالیک و همکاران [12] دریافته اند که بهبود دسترسی مالی شرکت ها از طریق فناوری مالی، سرمایه گذاری در تبلیغات را آسان کرده و منجر به سودآوری بیشتر و وفاداری بالاتر مشتریان می شود. در مطالعه ای دیگر [13]، با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی نشان دادند که افزایش سودآوری شرکت های فین تک از طریق بهینه سازی تبلیغات، رابطه مستقیم با افزایش رضایت و وفاداری مشتریان دارد.

نتیجه های مطالعات اخیر حاکی از آن است که ادغام الگوریتم های فرا ابتکاری با یادگیری ماشین می تواند رویکردی نوین و اثربخش در تحلیل رفتار مشتریان و پیش بینی عملکرد تبلیغات باشد. این ترکیب نه تنها موجب بهبود دقت مدل های پیش بینی می شود، بلکه امکان ارایه تبلیغات هوشمند و متناسب با ویژگی های فردی مشتریان را فراهم می سازد. در نتیجه، در صنعت فین تک که محیطی پویا و پیچیده دارد، این ابزارها می توانند نقش مهمی در تصمیم سازی های بازاریابی و مدیریت ارتباط با مشتریان ایفا کنند.

لیو و همکاران [14] به دنبال بررسی نحوه اثرگذاری پیشرفت فناوری مالی بر استراتژی های بازاریابی نظیر هزینه های تبلیغات شرکت می باشند. محققین در می یابند که توسعه فناوری مالی ترویج دهنده تبلیغات شرکتی به واسطه تعدیل اثر منفی محدودیت های مالی می باشد. همچنین محققین در می یابند که این اثر در صنایع با رقابت بالا و دیجیتالیزاسیون کمتر بیشتر دیده می شود. باباخانیان و همکاران [13] به بررسی تاثیر ارتقای سودآوری

¹ Metaheuristic algorithms

شرکت‌های فناوری مالی بر جلب وفاداری مشتریان از طریق یک الگوریتم جنگل تصادفی می‌پردازد. نتیجه‌ها نشان داد که پیاده‌سازی الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند باعث ارتقای سودآوری شرکت‌ها شود که بر جلب وفاداری مشتریان و رضایت از مدیران این شرکت‌ها اثر می‌گذارد. پراماسواری و همکاران [15] به‌وسیله تست ارزیابی نرمال بودن با ۵ متغیر کیفیت برندینگ، کیفیت خدمت، رضایت مشتری و فناوری مالی با تعداد ۱۵۰ پاسخ‌دهنده به بررسی اثر کیفیت برندینگ و کیفیت خدمت بر رضایت مشتری از طریق فناوری مالی می‌پردازد. نتیجه‌های این تحقیق نشان می‌دهد که کیفیت برندینگ و کیفیت خدمت بر رضایت مشتری از طریق تکنولوژی مالی دارای یک اثر معنی‌دار بر مشارکت مشتری با افزایش سود شرکت می‌باشد. نگوین [9] به دنبال تحلیل عملیات و استراتژی‌های تامین مالی در جنبه مالی می‌باشد. این نتیجه شامل تحلیل موقعیت جاری شرکت، قدرت شرکت و ارزش‌های کلیدی آن، شناخت هدف نگرش و طرح استراتژیک می‌شود به‌طور دقیق‌تر نویسنده به دنبال ارزش‌های صحیحی برای شرکت جهت بهبود اثربخشی ارتباطات بازاریابی آنلاین می‌باشد.

یکی از نوآوری‌های اصلی این تحقیق، بهره‌گیری هم‌زمان از الگوریتم‌های فرا ابتکاری و یادگیری ماشین برای پیش‌بینی اثربخشی تبلیغات دیجیتال در صنعت فین‌تک است. در حالی که بسیاری از مطالعات پیشین عمدتاً از مدل‌های سنتی آماری مانند رگرسیون یا تحلیل‌های خطی برای بررسی تاثیر تبلیغات استفاده کرده‌اند [7]، [9]. با به‌کارگیری الگوریتم‌هایی نظیر *PSO*، *GA* و کرم شب‌تاب^۱ در کنار مدل‌های یادگیری ماشین، امکان بهینه‌سازی و تحلیل دقیق‌تری را فراهم می‌آورد. این ترکیب موجب افزایش دقت پیش‌بینی رفتار مشتریان می‌شود و به شرکت‌های فین‌تک در طراحی کمپین‌های تبلیغاتی هوشمند و هدفمند کمک می‌کند، امری که در تحقیقات پیشین کمتر مورد توجه قرار گرفته است [10]، [16].

نوآوری دیگر این تحقیق، تمرکز بر بهینه‌سازی هم‌زمان دو متغیر کلیدی جذب مشتری و وفاداری مشتریان است که اغلب در مطالعات گذشته به صورت جداگانه بررسی شده‌اند. در اغلب پژوهش‌های مشابه، تاثیر تبلیغات بر یکی از این دو مولفه تحلیل شده، اما این تحقیق با ارایه یک چارچوب ترکیبی به بررسی هم‌زمان تاثیر تبلیغات بر جذب و نگهداشت مشتریان در بستر فین‌تک پرداخته و از این طریق شکاف موجود در ادبیات موضوع را پر کرده است [8]. افزون بر آن، استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌های یادگیری ماشین به صورت خودکار، موجب افزایش بهره‌وری تحلیل‌ها و کاهش وابستگی به تنظیمات دستی می‌شود که در مقایسه با رویکردهای پیشین یک مزیت فنی و علمی قابل توجه محسوب می‌شود [11].

۳- روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش از نوع کمی و به صورت توصیفی-تحلیلی طراحی شده است. در ابتدا، داده‌های مورد نیاز برای تحقیق از طریق پایگاه‌های داده مشتریان شرکت‌های فناوری مالی فین‌تک و پرسشنامه‌های آنلاین که به منظور جمع‌آوری اطلاعات از مشتریان طراحی شده‌اند، گردآوری شد. داده‌ها شامل مشخصات دموگرافیک مشتریان، تجربه تعامل آن‌ها با تبلیغات دیجیتال، رفتار خرید، نرخ تبدیل^۲ و میزان وفاداری می‌شود. این داده‌ها به منظور استفاده در تحلیل‌های پیشرفته، مورد پاکسازی و آماده‌سازی قرار گرفتند. برای تحلیل داده‌ها و پیش‌بینی اثر و عملکرد تبلیغات بر جذب مشتریان و وفاداری مشتریان، از مدل‌های الگوریتم‌های فرا ابتکاری^۳ استفاده شد. این الگوریتم‌ها از جمله *GA* و *PSO* به‌کار گرفته شدند. این الگوریتم‌ها به دلیل قابلیت‌های آن‌ها در جست‌وجو در فضای جست‌وجوی بزرگ و یافتن راه‌حل‌های بهینه در مسایل پیچیده، برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌های پیش‌بینی مناسب بودند. به‌ویژه، این الگوریتم‌ها در شبیه‌سازی رفتار مشتریان و شخصی‌سازی تبلیغات بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده به‌کار گرفته شدند. در ادامه، مدل‌های یادگیری ماشین، از جمله شبکه‌های عصبی^۴ و درخت تصمیم، برای تحلیل و پیش‌بینی روابط پیچیده بین ویژگی‌های مختلف مشتری و رفتار آن‌ها استفاده شد. این مدل‌ها به کمک الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای تنظیم و بهینه‌سازی پارامترها و متغیرهای ورودی مدل‌ها به‌کار برده شدند تا دقت پیش‌بینی بهبود یابد. همچنین، الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای شبیه‌سازی و بهینه‌سازی ویژگی‌های تبلیغات (مانند زمان‌بندی، محتوا و هدف‌گذاری مخاطب) استفاده شدند. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها و صحت پیش‌بینی‌ها، از شاخص‌های آماری مانند

¹ Firefly Algorithm (FA)

² Conversion rate

³ Metaheuristic algorithms

⁴ Artificial Neural Network (ANN)

میانگین مربعات خطا^۱، ضریب تعیین (R^2) و نرخ خطای پیش‌بینی استفاده شد. علاوه بر این، برای تحلیل روابط میان متغیرهای مختلف و پیش‌بینی وفاداری مشتریان، از آزمون‌های همبستگی و آزمون‌های مقایسه‌ای استفاده شد. برای بررسی دقت پیش‌بینی مدل‌ها و مقایسه آن‌ها با مدل‌های قبلی در این زمینه، از روش‌های اعتبارسنجی متقاطع^۲ بهره گرفته شد. در نهایت، این پژوهش به منظور مقایسه نتیجه‌های به دست آمده با مطالعات داخلی و بین‌المللی، همچنین تحلیل و تفسیر نتیجه‌های، از روش‌های آماری و تحلیل کمی برای سنجش اثربخشی تبلیغات و تاثیر آن‌ها بر وفاداری مشتریان استفاده کرد.

۴- یافته‌های پژوهش

در پژوهش حاضر، مدل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی با هدف بررسی رابطه میان جذب مشتری، عملکرد تبلیغات و وفاداری مشتریان در یک ساختار سه‌سطحی طراحی شده است. ساختار مدل بر اساس یک بازی دوسطحی استکلبرگ تحت شرایط عدم اطمینان تدوین گردیده و در قالب محیط فازی شهودی مدل‌سازی شده است تا بتواند نوسانات، عدم اطمینان اطلاعات و ترجیحات شهودی را به شکلی واقع‌گرایانه در نظر گیرد.

در این مدل، تابع تقاضا برای محصول به صورت خطی و به شکل $\beta p - a = P^D$ تعریف شده است که در آن

۱. a : ثابت تقاضا برای محصول (در شرایط اولیه بازار)

۲. β : ضریب حساسیت تقاضا نسبت به تغییرات در تعامل با مشتری (p)

۳. p : میزان تعامل با مشتری (به عنوان متغیر تصمیم)

۴. Dp : مخاطب بالقوه تبلیغات یا میزان تقاضا پس از اعمال تبلیغات

هر دو پارامتر a و β به صورت متغیرهای فازی شهودی تعریف شده‌اند تا عدم قطعیت در برآورد رفتار بازار را پوشش دهند. به این ترتیب، اگر

$$(1\theta_1, \rho(\theta_1), Pos) \ni \alpha,$$

$$(2\theta_2, \rho(\theta_2), Pos) \ni \beta$$

باشند، آنگاه pD نیز در فضای امکان زیر تعریف می‌شود:

$$(Pos \bigwedge 1\theta_2), Pos \times 1\theta_2, \rho(\theta \times 1\theta) \ni P.$$

از آنجایی که در شرایط واقعی، تقاضای منفی معنایی ندارد، فرض بر این است که

$$0 = \{0 > \beta p - P_{os} a\}.$$

۴-۱- تعریف هزینه و تابع رضایت

هزینه تولید هر واحد محصول با نماد c نیز یک متغیر فازی شهودی است که به صورت مستقل از a و β تعریف شده است:

$$(3\theta_3, \rho(\theta_3), Pos) \ni c.$$

در این حالت، اختلاف هزینه تولید با قیمت تبلیغاتی یا رضایت مشتری به صورت

$$c - p \text{ and } c - \omega.$$

متغیرهای فازی شهودی در فضای مشابه $(3\theta_3, \rho(\theta_3), Pos)$ هستند.

¹ Mean Square Error (MSE)

² Cross-validation

۴-۲- تابع عملکرد و تعامل

در ادامه، دو تابع کلیدی برای اندازه‌گیری اثربخشی تبلیغات تعریف می‌شوند:

۴-۲-۱- تابع منبع پیام (پیام‌رسانی)

$$P^D.(-P) = \pi_R(w, P).$$

۴-۲-۲- تابع رسانه تبلیغاتی (کارایی رسانه)

$$P^D.(-w) = \pi_M(w, P),$$

که در آن

۱. w : رضایت مشتری

۲. $R\pi$: ارزش استراتژیک تعاملات پیام

۳. $M\pi$: بازده رسانه‌ای تبلیغات

هر دو تابع فوق نیز به صورت فازی شهودی تعریف شده و به ترتیب در فضاهای زیر قرار دارند:

$$(3P_{os} \wedge 2P_{os} \wedge 1\theta_3), P_{os} \times 2^\theta \times 1\theta_3, \rho(\theta \times 2\theta \times 1\theta) \ni R^\pi,$$

$$(2P_{os} \wedge 12), P_{os} \times 1\theta_2, \rho(\theta \times 1\theta) \ni M^\pi.$$

جهت کالیبراسیون مدل و انجام تحلیل‌های عددی، داده‌های واقعی از شرکت‌های فین‌تک فعال در ایران طی بازه زمانی سال‌های ۱۴۰۰ تا ۱۴۰۲ جمع‌آوری شده‌اند. منابع داده شامل اطلاعات آماری از گزارش‌های مالی، سامانه‌های تحلیلی دیجیتال مارکتینگ و داده‌های نظرسنجی از مشتریان (تعداد پاسخ‌دهندگان: ۳۲۴ نفر) بوده است.

۱. حجم نمونه مشتریان: ۳۲۴

۲. بازه زمانی ۳ سال: (۱۴۰۲-۱۴۰۰)

۳. منبع داده‌ها: داده‌های تجربی شرکت‌های فین‌تک داخلی + پلتفرم‌های تبلیغات آنلاین (مانند گوگل ادز و شبکه‌های اجتماعی)

۴. نرم‌افزارهای مورد استفاده *MATLAB*: برای حل مدل‌های فازی شهودی و پایتون برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های فرا ابتکاری

۵- مدل سه‌سطحی تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی در محیط فازی شهودی

استفاده از مجموعه‌های فازی شهودی در مقابله با عدم اطمینان و ابهام موجود در مسایل تصمیم‌گیری از جمله فرآیند تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی کاربردهای فراوانی دارد. در مورد مسایل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی به دلیل تغییرات شکل رسانه و انواع مشتری و مسایلی مشابه آن، در نظر گرفتن عدم اطمینان و ابهام موجود در محیط تصمیم‌گیری از الزامات فرآیند تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی به‌شمار می‌رود؛ لذا در این پژوهش با به‌کارگیری منطق فازی شهودی، فرآیند تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی تحت شرایط عدم اطمینان و با در نظر گرفتن ابهام موجود در پارامترهای مساله تعریف گردیده است.

در این مطالعه به منظور ارایه بازی استکلبرگ پیشنهادی از مدل برنامه‌ریزی سه‌سطحی استفاده می‌گردد. در مسایل برنامه‌ریزی سه‌سطحی، سه‌سطح تصمیم‌گیری وجود دارد که هر سطح تابع هدف مخصوص به خود را دارد. در مساله مورد بررسی این پژوهش، سطح پیشرو مربوط به تصمیم‌های رهبر استکلبرگ یا همان وفاداری و سطح پیرو مربوط به تصمیم‌های عملکرد تبلیغات می‌باشد. مدل سه‌سطحی بازی استکلبرگ پیشنهادی به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max E[\pi_M(w, p^*(w))] = E[(w)(a - \beta p^*(q))] * E[(w - c)(a - \beta p^*(w))], \\ \text{s. t.} \\ \text{Pos}\{w - c < 0\} = 0, \\ p^* \text{ solves the problem,} \\ \left\{ \begin{array}{l} \max E[\pi_R(p)] = E[(p - w)(a - \beta p)], \\ \text{s. t.} \\ \text{pos}\{a - \beta p < 0\} = 0, \\ p \geq w. \end{array} \right. \end{array} \right.$$

در این مدل $E[\pi_M(w, p^*(w))]$ بیانگر امید ریاضی سود عملکرد تبلیغات، $E[(w)(a - \beta p^*(q))]$ بیانگر امید ریاضی سود جذب مشتری و $E[\pi_R(p)]$ بیانگر امید ریاضی سود وفاداری مشتری بر اساس پارامترهای فازی شهودی a ، β و c می‌باشند. اگر تعادل زیر بازی کامل برای سطح پیرو صورت گیرد با استفاده از روش استنتاج معکوس تبلیغات بهینه p^* بر اساس متغیر w به صورت زیر به دست می‌آید:

$$-\frac{E[a]}{2E[\beta]}.$$

w^* بهترین پاسخ وفاداری مشتری به ازای هر جذب مشتری (w) است که وفاداری مشتری به عنوان رهبر استکلبرگ معین می‌کند. امید ریاضی جذب مشتری بر اساس تعریف ۱ به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} & E[\pi_M(w, p^*(w))] \\ & E[\pi_M(w, p^*(w))] = \frac{1}{2} \int_0^1 ((w - c)(a - \beta p^*(w)))^L \\ & \quad + ((w - c)(a - \beta p^*(w)))^U da + \\ & \frac{1}{2} \int_0^1 ((w - c)(a - \beta p^*(w)))_{1-}^L + ((w - c)a - \beta p^*(w))_{1-}^U d(1 - a) + \\ & \quad ((w - c)a - \beta p^*(w))_{1-}^U d(1 - a) \\ & \quad = \frac{1}{2} \int_0^1 (w - c)^L (a - \beta p^*(w))^L = \\ & \frac{1}{2} \int_0^1 (w - c)^L (a - \beta p^*(w))^L + (w - c)^U (a - \beta p^*(w))_{1-}^L d(1 - a) = \\ & \frac{1}{2} \int_0^1 (w - c^U) (a^L - \beta^U p^*(w)) + (w - c^L) (a^U - \beta^L p^*(w)) da + \\ & \frac{1}{2} \int_0^1 (w - c_{1-}^U) (a_{1-}^a - \beta_{1-}^U p^*(w)) + (w - c_{1-}^L) (\beta_{1-}^L p^*(w)) d(1 - a). \end{aligned}$$

به جای رابطه $p^*(w)$ به دست آمده، به رابطه (۱) داریم:

$$\begin{aligned} & = \frac{1}{2} \int_0^1 (w - c_{1-}^U) \left(a_{1-}^L - \beta_{1-}^U \left(\frac{E[a] + wE[\beta]}{2E[\beta]} \right) \right) + (w - c_{1-}^L) \left(a_{1-}^U - \beta_{1-}^L \left(\frac{E[a] + wE[\beta]}{2E[\beta]} \right) \right) + (w - c_{1-}^U) (a_{1-}^U - \alpha) \\ & \quad - \beta_{1-}^U \left(\frac{E[a] + wE[\beta]}{2E[\beta]} \right) \\ & = -\frac{1}{2} E[\beta] w^2 + \frac{1}{2} (E(a) + E(\beta c)) w + \frac{E[a]E(\beta c)}{2E[\beta]} \\ & \quad - \frac{1}{2} \int_0^1 (c_{1-}^U a_{1-}^L + c_{1-}^L a_{1-}^U) d\alpha - \frac{1}{2} \int_0^1 (c_{1-}^U a_{1-}^L + c_{1-}^L a_{1-}^U) d(1 - \alpha), \end{aligned} \tag{1}$$

که با مشتق گیری از تابع جذب مشتری به صورت زیر حاصل می‌گردد:

$$w^* = \frac{E[a] + E(\beta c)}{2E[\beta]}.$$

در حالتی که جذب مشتری نقش پیشرو و وفاداری مشتری نقش پیرو را بازی کند مدل سه سطحی بازی استکلبرگ به صورت رابطه زیر تعریف می‌گردد:

$$\max E[\pi_R(p)], = E[(w)(a - \beta p^*(q))] * E[(p - w)(a - \beta p)].$$

$$\begin{cases} s. t. \\ Pos\{p - w < 0\} = 0, \\ w^* \text{ solve the problem.} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \max E[\pi_M(w)] = E[(w - c)(a - \beta w)], \\ s. t. \\ Pos\{a - \beta w < 0\} = 0, \\ w \geq c, \end{cases}$$

که در اینجا با حل مدل سطح پیرو از آنجایی که تنها مجهول رابطه متغیر w است، مقدار بهینه‌ی عملکرد تبلیغات به صورت رابطه بالا حاصل می‌گردد. سپس با قرار دادن مقدار w^* به دست آمده در معادله سود سطح پیشرو و مشتق‌گیری از رابطه، مقدار بهینه وفاداری مشتری مطابق رابطه زیر به دست می‌آید:

$$p^* = \frac{3E[a] + E[\beta c]}{4E[\beta]}$$

باتوجه به مفاهیم بیان شده علاوه بر مقادیر دقیق جذب مشتری، وفاداری مشتری و عملکرد تبلیغات، می‌توان مقادیر خوش‌بینانه و بدبینانه این متغیرها را نیز محاسبه نمود. جدول ۱ خلاصه‌ای از روابط ذکر شده برای متغیرها را برای هر سه حالت بیان شده نشان می‌دهد.

جدول ۱- خلاصه روابط متغیرهای مدل استکلبرگ زنجیره سه‌سطحی در محیط فازی شهودی.

Table 1- Summary of the relationships between variables of the three-level Stackelberg chain model in an intuitive fuzzy environment.

	مدل عملکرد تبلیغات (P^*)	مدل جذب مشتری (Q^*)	مدل وفاداری مشتری (W^*)
امید ریاضی	$\frac{3E[a] + E[\beta c]}{4E[\beta]}$	$\frac{1.5E[a] + E[\beta c]}{32E[\beta]}$	$\frac{E[a] + E[\beta c]}{2E[\beta]}$
خوش‌بینانه	$\frac{3(a_\alpha^U + a_{1-\alpha}^U) + (\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)(c_\alpha^L + c_{1-\alpha}^U)}{4(\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)}$	$\frac{1.5(a_\alpha^U + a_{1-\alpha}^U) + (\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)(c_\alpha^L + c_{1-\alpha}^U)}{3(\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)}$	$\frac{(a_\alpha^U + a_{1-\alpha}^U) + (\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)(c_\alpha^L + c_{1-\alpha}^U)}{2(\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)}$
بدبینانه	$\frac{3(a_\alpha^L - a_{1-\alpha}^L) + (\beta_\alpha^L - \beta_{1-\alpha}^L)(c_\alpha^L - c_{1-\alpha}^L)}{4(\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)}$	$\frac{1.5(a_\alpha^L - a_{1-\alpha}^L) + (\beta_\alpha^L - \beta_{1-\alpha}^L)(c_\alpha^L - c_{1-\alpha}^L)}{3(\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)}$	$\frac{(a_\alpha^L - a_{1-\alpha}^L) + (\beta_\alpha^L - \beta_{1-\alpha}^L)(c_\alpha^L - c_{1-\alpha}^L)}{2(\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)}$
	حداکثر عملکرد تبلیغات (π_R^*)	حداکثر جذب مشتری (π_R^*)	حداکثر وفاداری مشتری (π_M^*)
امید ریاضی	$\frac{(E[a] - E[\beta c])^2}{16E[\beta]}$	$\frac{(E[a] - E[\beta c])^2}{12E[\beta]}$	$\frac{(E[a])^2 + (E[\beta c])^2 + 6E[a]E[\beta c]}{8E[\beta]} - \frac{1}{2} \int_0^1 (c_\alpha^U a_\alpha^L + c_\alpha^L a_\alpha^U) d\alpha - \frac{1}{2} \int_0^1 (c_{1-\alpha}^U a_{1-\alpha}^L + c_{1-\alpha}^L a_{1-\alpha}^U) d(1 - \alpha)$
خوش‌بینانه	$\frac{((a_\alpha^U + a_{1-\alpha}^U) - (\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)(c_\alpha^L + c_{1-\alpha}^U))^2}{16(\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)}$	$\frac{((a_\alpha^U + a_{1-\alpha}^U) - (\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)(c_\alpha^L + c_{1-\alpha}^U))^2}{12(\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)}$	$\frac{((a_\alpha^U + a_{1-\alpha}^U) - (\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)(c_\alpha^L + c_{1-\alpha}^U))^2}{8(\beta_\alpha^L + \beta_{1-\alpha}^U)}$
بدبینانه	$\frac{((a_\alpha^L + a_{1-\alpha}^L) - (\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)(c_\alpha^U + c_{1-\alpha}^L))^2}{16(\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)}$	$\frac{((a_\alpha^L + a_{1-\alpha}^L) - (\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)(c_\alpha^U + c_{1-\alpha}^L))^2}{12(\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)}$	$\frac{((a_\alpha^L + a_{1-\alpha}^L) - (\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)(c_\alpha^U + c_{1-\alpha}^L))^2}{8(\beta_\alpha^U + \beta_{1-\alpha}^L)}$

۱-۵- بهترین پاسخ‌های بازیکنان

همواره تمامی بازیکنان نسبت به بهترین تصمیم‌های سایر بازیکنان از خود واکنش نشان می‌دهند. به این دلیل که سایر بازیکنان نیز از آگاهی برخوردار بوده و هیچ‌گاه به کمتر از حد بهینه‌ی خود رضایت نخواهند داد؛ بنابراین، هر یک از مولفه‌های جذب مشتری، وفاداری مشتری و عملکرد تبلیغات بهترین تصمیم ممکن برای رسیدن به تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی را شناسایی و در حل بازی از آن بهره خواهند برد. حال باتوجه به اینکه بازی موردبررسی در این تحقیق، بازی غیر همکاری با استفاده از تعادل استاکلبرگ است؛ بنابراین، بازیکنان پیرو بهترین پاسخ ممکن به تصمیم رهبر را

انتخاب می‌کنند و رهبر باتوجه به پاسخ پیرو تابع هدفش را بهینه می‌کند، یا به عبارت دیگر هر یک از اعضا به دنبال بهترین شکل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی خود هستند و بهترین تصمیم ممکن را باتوجه به تابع هدف خود دنبال می‌کنند. حال که یکی از اعضای این زنجیره در نقش رهبر قرار می‌گیرد و تصمیم اولیه از او شروع می‌شود، پس بهترین تصمیم برای رهبر همان تصمیمی خواهد بود که منجر به دست یابی به بهترین شکل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی شود، زیرا می‌داند که دیگر اعضای زنجیره، بهترین تصمیمشان به چه صورتی خواهد بود؛ بنابراین، بعد از تصمیم رهبر دیگر اعضای مجموعه باید باتوجه به تصمیم رهبر اقدام به بهترین شکل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی خود نمایند. حال باتوجه به توضیحات ارائه شده، به منظور مشخص شدن بهترین پاسخ ممکن برای هر یک از بازیکنان، بدون توجه به دیگر بازیکنان باید از تابع تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی مشتق گرفته شود. باتوجه به اینکه توابع ارائه شده همگی از نوع حداکثرسازی و نسبت به متغیرهای تصمیم مقرر هستند، در نتیجه جوابی که از مشتق‌گیری به دست خواهد آمد بهترین جواب ممکن خواهد بود؛ بنابراین، برای به دست آوردن بهترین جواب بازیکنان از تابع جذب مشتری، از تابع وفاداری مشتری و از تابع عملکرد تبلیغات مشتق گرفته می‌شود. در جدول ۲ وضعیت کلی بازیکنان زنجیره خلاصه شده است:

جدول ۲- وضعیت کلی بازیکنان تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی.

Table 2- General situation of advertising players of financial technology companies.

نام بازیکن	نماد	تعداد	متغیرها	بهترین پاسخ
عملکرد تبلیغات	R	$r \in \{1, 2, \dots, k\}$	P_{rn}	$P_r^* = \frac{\alpha(P_n + C_{mr} + C_{sr} \cdot Q_n^{-1})}{\alpha - 1}$
وفاداری مشتری	N	$n \in \{1, 2, \dots, N\}$	P_n	$P_n = \varphi_n^1 \left(\left[\sum_{s=1}^M (K_{sn} \cdot C_{ps}^*) \right] + \left[\frac{(\sum_{s=1}^M (C_{om}) + C_{sn})}{Q_n^*} \right] \right)$
			Q_{rn}	$Q_n = \sqrt{\frac{2 \cdot (\sum_{s=1}^M (C_{om}) + C_{sn}) \cdot D_n}{E_n \cdot \lambda_n \cdot C_{Bn}}}$
			B_n	$B_n = \sqrt{\frac{2 \cdot (\sum_{s=1}^M (C_{om}) + C_{sn}) \cdot D_n \cdot E_n \cdot \lambda_n}{C_{Bn}}}$
جذب مشتری	S	$s \in \{1, 2, \dots, M\}$	C_{ps}^1	$C_{ps}^1 = \varphi_s^1 \left[C_{so} + \frac{(\sum_{n=1}^N \frac{D_n}{Q_n} C_{ss}) + (\sum_{n=1}^N K_{ss} \cdot C_{so} \cdot K_{sn} \cdot \frac{Q_n}{2})}{\sum_{n=1}^N K_{sn} \cdot D_n} \right]$

۲-۵- روش‌های حل پیشنهادی

باتوجه به در زمره پیچیدگی سخت بودن مسایل تبلیغات حلقه بسته، مساله پیش‌رو نیز در زمان معقول برای ابعاد موجود در دنیای واقعی حل‌شدنی نیست. از این‌رو، برای حل آن از رویکرد فرا ابتکاری در قالب الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه‌سازی تجمع ذرات و ترکیب این دو الگوریتم استفاده شده است. بدین منظور، پس از معرفی مختصر الگوریتم‌ها، ساختار چگونگی استفاده از آن‌ها به گونه‌ای که برای حل تقریبی این مدل‌ها مناسب باشند، تشریح می‌شوند.

۳-۵- الگوریتم ژنتیک

در پی تلاش‌های فراوان برای شبیه‌سازی پدیده تکامل بر کامپیوترها، مفهوم الگوریتم ژنتیک به عنوان ابزار عمومی بهینه‌سازی برای نخستین بار توسط جان هالند [17] مطرح گردید. الگوریتم‌های ژنتیک، تکنیک‌های جست‌وجوی تصادفی بر اساس مکانیزم انتخاب طبیعی هستند و با الگوبرداری از تکامل ژنتیکی، رویه‌هایی را برای حل مساله ارائه می‌کنند. این الگوریتم که شکل معمول آن توسط گلدبرگ [18] معرفی شد، به دلیل شروع با مجموعه‌ای از حل‌های تصادفی اولیه که جمعیت نامیده می‌شوند تا اندازه‌ای از تکنیک‌های جست‌وجوی کلاسیک متفاوت است. این ویژگی سبب می‌شود که به جای یافتن نقطه مناسب، محدوده‌های مناسب در فضای متغیرها شناسایی شده و امکان یافتن نقطه بهینه کلی افزایش یابد. در الگوریتم ژنتیک، هر فرد در جمعیت، کروموزوم نامیده می‌شود که ارائه دهنده راه‌حلی برای مساله است. کروموزوم‌ها از طریق تکرارهای متوالی که نسل نامیده می‌شوند، تکامل می‌یابند و در طول هر نسل، با استفاده از برخی معیارهای برازندگی ارزیابی می‌شوند. برای ایجاد نسل بعدی،

کروموزوم‌های جدید که فرزند نامیده می‌شوند از طریق پیوند دو کروموزوم از نسل کنونی با استفاده از عملگر تقاطع و اصلاح کروموزوم با استفاده از عملگر جهش ایجاد می‌شوند. نسل جدید توسط عملگر انتخاب و بر اساس مقادیر برازندگی بعضی از والدین و فرزندان و حذف بقیه آن‌ها به منظور ثابت نگه داشتن اندازه جمعیت، شکل می‌گیرد. بعد از چندین نسل، الگوریتم به‌بهترین کروموزوم هم‌گرا می‌گردد [19].

۴-۵- نحوه نمایش جواب‌ها

برای نمایش جواب در الگوریتم پیشنهادی از یک کروموزوم با پنج بخش استفاده شده است. از کنار هم قرار گرفتن تمامی این بخش‌ها و پس از رمزگشایی آن، مقادیر هر یک از متغیرهای مساله به‌دست می‌آید. از آنجا که از روش اولویت‌بندی در کروموزوم‌ها استفاده شده، بخش عمده محدودیت‌های ظرفیتی در کروموزوم در نظر گرفته می‌شوند، اما با وجود این در برخی حالت‌ها، با توجه به ترتیب تخصیص‌ها ممکن است این کروموزوم به جواب نشدنی منتهی گردد که در آن صورت از استراتژی ردی استفاده شده و جواب جدید تولید و جایگزین می‌گردد. در ادامه هر یک از بخش‌ها به تفصیل تشریح می‌شود.

بخش اول کروموزوم از یک ماتریس به ابعاد $M \times T$ ایجاد شده است. مقادیر درایه‌های این ماتریس قیمت محصولات در هر دوره را نشان می‌دهد. با تعیین قیمت محصول، میزان تقاضا و میزان برگشتی آن قابل محاسبه است که در محاسبات مساله از آن‌ها استفاده می‌شود.

بخش دوم کروموزوم از یک رشته به طول تعداد مکان‌های بالقوه جهت احداث مرکز جمع‌آوری و دمونتاژ ایجاد شده است. هر درایه از این رشته نماینده یک مکان بالقوه می‌باشد و مقدار آن با یک عدد حقیقی در بازه $[0, 1]$ نمایش داده می‌شود که بیانگر اولویت مکان بالقوه مورد نظر جهت احداث مرکز جمع‌آوری و دمونتاژ می‌باشد.

بخش سوم کروموزوم از یک ماتریس با ابعاد $C \times T$ ایجاد شده است. درایه‌های این ماتریس اعداد حقیقی در بازه $[0, V]$ هستند. هر سطر مربوط به یک مشتری و هر ستون متعلق به یک دوره است. از مقدار هر درایه می‌توان دریافت که در دوره مربوطه کدام تبلیغات به مشتری مورد نظر سرویس خواهد داد. بدین منظور، عدد مربوط به درایه به کوچکترین عدد صحیح بزرگتر از آن گرد خواهد شد که عدد به‌دست آمده، نشان‌دهنده شماره تبلیغاتی است که به آن مشتری در آن دوره خدمات ارایه خواهد کرد.

بخش چهارم کروموزوم نیز همانند بخش قبلی از یک ماتریس با ابعاد $C \times T$ تشکیل شده است. درایه‌های این ماتریس اعداد حقیقی در بازه $[0, 1]$ هستند که نشان‌دهنده اولویت سرویس‌دهی به هر یک از مشتری‌ها در هر دوره است و تعیین‌کننده نوع تبلیغات هستند.

هر سطر مربوط به یک مشتری و هر ستون متعلق به یک دوره است. پس از مشخص شدن مشتریانی که به هر یک از نوع تبلیغات اختصاص یافتند از بخش سوم کروموزوم، نوع تبلیغات به ترتیب اولویتی که توسط بخش چهارم کروموزوم مشخص می‌گردد به مشتریان رجوع می‌نمایند. به‌عنوان مثال از بخش سوم در نمونه قبلی داریم که در دوره اول مشتری‌های ۲ و ۳ توسط تبلیغات ۳ سرویس‌دهی می‌شوند. پس از تعیین میزان تقاضای مشتریان با توجه به نوع تبلیغات تعیین شده در بخش اول کروموزوم می‌توان میزان مواد اولیه مورد نیاز برای تولید این مقدار تقاضا را مشخص نمود که برای نحوه تعیین این مواد اولیه از بخش پنجم کروموزوم استفاده شده است؛ بنابراین، بخش پنجم کروموزوم مربوط به نحوه سفارش‌دهی برای مواد اولیه توسط تولیدکننده می‌باشد. این بخش از یک ماتریس با ابعاد $R \times T$ تشکیل شده است. درایه‌های این ماتریس مقادیر حقیقی با توزیع نرمال استاندارد هستند که میزان سفارش تولید کننده در هر دوره را معین می‌نماید.

۵-۵- عملگر تقاطع

در این مساله از دو نوع عملگر تقاطع استفاده شده است که به صورت ترکیبی از آن‌ها جهت تولید جواب استفاده می‌گردد. عملگر تقاطع مورداستفاده در این الگوریتم، بر اساس یک ماتریس راهنما ایجاد می‌گردد. این ماتریس راهنما دارای درایه‌های باینری است و برای هر یک از بخش‌ها کروموزومی به صورت جداگانه با ابعادی برابر همان بخش وجود دارد. در این روش، بر والدینی که از طریق رویکرد چرخ رولت انتخاب شده اند، عملگر تقاطع اعمال می‌شود. بدین ترتیب برای هر یک از درایه‌ها در هر یک از بخش‌های کروموزوم، یک درایه متناظر از ماتریس راهنما وجود دارد. برای تولید

فرزندان جدید، در صورتی که مقدار درایه متناظر در ماتریس راهنما برابر ۱ باشد، مقادیر مربوط به آن درایه در دو والد جابه‌جا می‌گردد، در غیر این صورت، آن درایه بدون تغییر رها می‌شود. در عملگر تقاطع نوع دوم که برخلاف نوع اول به صورت پیوسته می‌باشد نیز از یک ماتریس راهنما همانند نوع اول استفاده می‌گردد با این تفاوت که درایه‌های آن مقادیر حقیقی در بازه [0, 1] هستند. مقادیر این ماتریس به تعیین نقاطی برای کروموزوم‌های فرزند در فاصله خطی بین والدین کمک می‌نماید. نحوه عملکرد این عملگر بدین صورت است که به ازای هر درایه از کروموزوم‌های والدین یک درایه در ماتریس راهنما وجود دارد. به‌عنوان مثال، اگر درایه a مربوط به والد ۱ و درایه b مربوط به والد ۲ باشد.

۵-۶- عملگر جهش

در این الگوریتم برای جهش در هر یک از بخش‌های کروموزوم، دو سطر و یا دو ستون آن به تصادف، انتخاب می‌گردد و درایه‌های میان آن به صورت وارونه جابه‌جا می‌شوند. برای بخش‌هایی از کروموزوم که بیش از یک بعد دارند، برای هر بعد آن این عمل به‌کار برده می‌شود.

۵-۷- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند است که در حوزه هوش جمعی جای می‌گیرد. این الگوریتم، نخستین بار توسط کندی و ابر هارت [20] و با الگو گرفتن از رفتار اجتماعی حیواناتی مانند ماهی‌ها یا پرندگان که به صورت گروهی زندگی می‌کنند، معرفی شد. با توجه به این که قوانین منطقی خاصی بر نحوه رفتار موجودات اجتماعی حاکم است، پرندگان تنها با تنظیم حرکت فیزیکی خود با اجتناب از تصادف به دنبال غذا می‌گردند و به‌طور نظری هر پرنده به‌عنوان یکی از اعضای گروه از تجربه‌های قبلی خود و تجربه‌های سایر پرندگان برای یافتن غذا بهره می‌برد. ایده اصلی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات همین تسهیم اطلاعات بین اعضای گروه است [21].

تمام پرندگان یک مقدار شایستگی دارند که توسط تابع شایستگی که باید بهینه شود، ارزیابی می‌گردد. علاوه بر این هر پرنده، دارای یک موقعیت در فضای D بعدی مساله است که در تکرار t th، با یک بردار به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$(X_{i1}^t, X_{i2}^t, \dots, X_{iD}^t)X_i^t.$$

همچنین این پرنده سرعتی دارد که پرواز آن را هدایت می‌کند و در تکرار t th با بردار زیر نشان داده می‌شود:

$$(V_{i1}^t, V_{i2}^t, \dots, V_{iD}^t)V_i^t,$$

و این پرنده نیز در هر تکرار یک حافظه از بهترین موقعیت قبلی خودش را دارد که با بردار P نشان داده می‌شود:

$$(P_{i1}^t, P_{i2}^t, \dots, P_{iD}^t)P_i^t.$$

در هر تکرار جست‌وجو، هر عضو با در نظر داشتن دو مقدار بهترین به‌روز رسانی می‌شود. مورد اول مربوط به بهترین راه حلی است که پرنده تاکنون آن را تجربه کرده است (مقدار شایستگی این بهترین راه حل نیز ذخیره می‌گردد). این مقدار را بهترین p یا اصطلاحاً P_{best} می‌نامند. مورد دوم بهترین راه حلی است که توسط الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات دنبال می‌شود و بهترین موقعیتی است که تاکنون در جمعیت به‌دست آمده است. این مقدار بهینه عمومی است و اصطلاحاً G_{best} نامیده می‌شود. زمانی که یک عضو، بخشی از جمعیت را به‌عنوان توپولوژی همسایگانش در نظر می‌گیرد؛ آنگاه بهترین مقدار، یک بهترین محلی است و P_{best} نامیده می‌شود. بعد از اینکه دو بهترین مقدار عمومی و محلی پیدا شدند، موقعیت و سرعت هر عضو توسط فرمول‌های زیر به‌روز رسانی می‌شود.

$$V_i^{t+1} = w \cdot V_i^t + C_1 \cdot r_1^t \cdot (G_{best} - X_i^t) + C_2 \cdot r_2^t \cdot (P_{best} - X_i^t),$$

$$W = W_{max} - \frac{W_{max} - W_{min}}{t_{max}} \cdot t,$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1}.$$

در فرمول‌های فوق t بیانگر شماره تکرار و متغیرهای C_1 و C_2 فاکتورهای یادگیری هستند. اغلب $C_1 = C_2 = 2$ است که میزان جابجایی یک پرنده را در یک بار تکرار کنترل می‌کند. r_1 و r_2 دو عدد تصادفی یکنواخت در بازه [0, 1] هستند. w یک وزن جبری است که به صورت نوعی در بازه [1, 0] مقادیردهی اولیه می‌گردد. یک وزن جبری بزرگتر یک استکشاف عمومی و وزن جبری کوچک تر استکشاف محلی را آسان می‌کند. t_{max} ماکزیمم تعداد تکرارها، نسل جاری، W_{max} و W_{min} حداقل و حداکثر مقداری که هر یک از وزنه‌های خارجی ممی باشند بگیرند، می‌باشند.

در الگوریتم *PSO* استاندارد، جمعیت با راه حل های تصادفی مقادری اولیه می شود و تا رسیدن به شرط خاتمه به صورت تکراری شایستگی جمعیت توسط مقادیر G_{best} و P_{best} محاسبه شده سپس سرعت و موقعیت نیز به ترتیب به روز رسانی می شوند. در آخر هم G_{best} و مقدار شایستگی آن به عنوان خروجی بیان می شوند. شرط خاتمه می تواند رسیدن به ماکسیمم تعداد نسل ها یا رسیدن به یک مقدار خاص شایستگی در G_{best} باشد. نحوه نمایش ذرات تعریف شده برای جواب های مناسب در الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات همانند نحوه نمایش کروموزوم ها بوده و با توجه به پیوسته آن، این نحوه نمایش به راحتی برای الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات نیز قابل استفاده است. به دلیل پیوسته بودن ذات حرکت در الگوریتم تجمع ذرات از یک سو و همچنین پیوسته بودن نحوه نمایش جواب ارایه شده در الگوریتم ژنتیک، می توان از این نحوه نمایش جواب در الگوریتم تجمع ذرات نیز بهره گرفت. با این ملاحظه که چنانچه در هر بخش از نمایش جواب، حرکت منجر به خروج مقدار درایه مربوطه از بازه مجاز آن گردد در صورت بالاتر بودن از حد مجاز، حد بالای بازه و در صورت پایین تر بودن از حد مجاز، حد پایین بازه جایگزین درایه مربوطه می شود. همچنین سایر بخش های الگوریتم تجمع ذرات طبق استانداردهای این الگوریتم اجرا می شود.

۶- اعتبارسنجی الگوریتم های فرا ابتکاری

متوسط شاخص درصد انحراف نسبی برای هر یک از الگوریتم های مورد بررسی به صورت زیر محاسبه می گردد:

$$RPD = \frac{(Alg_{sol}) - Best_{sol}}{Min_{Best}} \times 100,$$

که Alg_{sol} ارزش هدفی است که به ازای یک آزمایش توسط یک الگوریتم به دست می آید و $Best_{sol}$ نیز بهترین مقداری است که به ازای هر آزمایش توسط تمامی الگوریتم های پیشنهاد شده، محاسبه می شود. برای اعتبارسنجی الگوریتم های ژنتیک و بهینه سازی تجمع ذرات ارایه شده باید ابتدا نتیجه های آن ها را با نتیجه های بخش ۴ که از روش دقیق محاسبه شده اند، مقایسه نمود. بدین منظور، در رابطه فوق مقدار $Best_{sol}$ برابر با نتیجه به دست آمده از روش دقیق قرار داده شده است. نتیجه های حاصل از این مقایسه برای نمونه ارایه شده در بخش قبل نشان دهنده آن است که درصد انحراف نسبی دو الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی تجمع ذرات بسیار ناچیز است. در این نمونه، روش حل دقیق، میزان بهینه سود را معادل 70822706 به دست آورده است و مقدار به دست آمده برای تابع هدف سود با استفاده از الگوریتم های GA و PSO به ترتیب برابر با 708198873 و 70817748 است که به ترتیب دارای نسبت انحراف نسبی های $0/0071$ و $0/004$ هستند که مقدار کمتر از 1% آن ها نشان از عملکرد مناسب این دو الگوریتم دارد.

۶-۱- تولید مسایل نمونه

برای تنظیم پارامتر و ارزیابی الگوریتم های ارایه شده با پارامترهایی بر مبنای مقاله سلیمانی و کنان [22] تولید می گردد. پارامترها در این مسایل به صورت تصادفی در بازه های مشخص تولید می شوند. همچنین گره ها برای مسایل نمونه به صورت تصادفی در یک فضای مربعی شکل با ضلع 200 واحد مسافت ایجاد شده اند و $Dist_{ij}$ (فاصله بین آن ها) بر مبنای فاصله پل های محاسبه شده است.

۶-۲- تنظیم پارامتر

کارایی الگوریتم های فرا ابتکاری ارتباط مستقیمی با تنظیم پارامترهای آن دارد؛ به طوری که انتخاب صحیح مقادیر پارامترهای یک الگوریتم باعث افزایش کارایی آن می شود. در این تحقیق فاکتورهای کنترلی روش تاگوچی شامل پارامترهای الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات می باشند. در این روش، هدف یافتن سطوح بهینه عامل های مهم قابل کنترل و کمینه کردن اثر فاکتورهای اغتشاش است. ویژگی های کیفی مقادیر اندازه گیری شده از آزمایش ها به نسبت سیگنال به نویز (S/N) تبدیل می شود. این نرخ، نشان دهنده میزان انحرافات نمایش داده شده در متغیر پاسخ

است. کاهش انحرافات الگوریتم زمانی است که پارامترهای الگوریتم ژنتیک به ترتیب ۱۲۵ برای تعداد جمعیت اولیه، ۱۳۰ برای تعداد نسل، ۰/۹۵ برای نرخ تقاطع و ۰/۵۰ برای نرخ جهش تعیین گردد. همچنین پارامترهای الگوریتم تجمع ذرات به ترتیب معادل ۱۰۰ برای تعداد ذرات، ۱۱۵ برای تکرار، ۰/۸ برای وزن اینرسی و ۰/۲ برای حداکثر سرعت بهترین مقادیر برای الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق هستند.

۳-۶- تولید مساله نمونه در مقیاس بزرگ

مسائل مورد استفاده در این تحقیق با ابعاد متفاوت تولید می شوند که سطوح پارامترهای آن طبق جدول ۳ می باشد.

جدول ۳- سطوح هر یک از پارامترهای اصلی مساله.

Table 3- Levels of each of the main parameters of the problem.

پارامترها	سطوح
منبع	10, 15, 30, 50
پیام	2, 3, 5
رسانه	5, 10, 15
مخاطب	3, 4
محیط	3, 5, 7

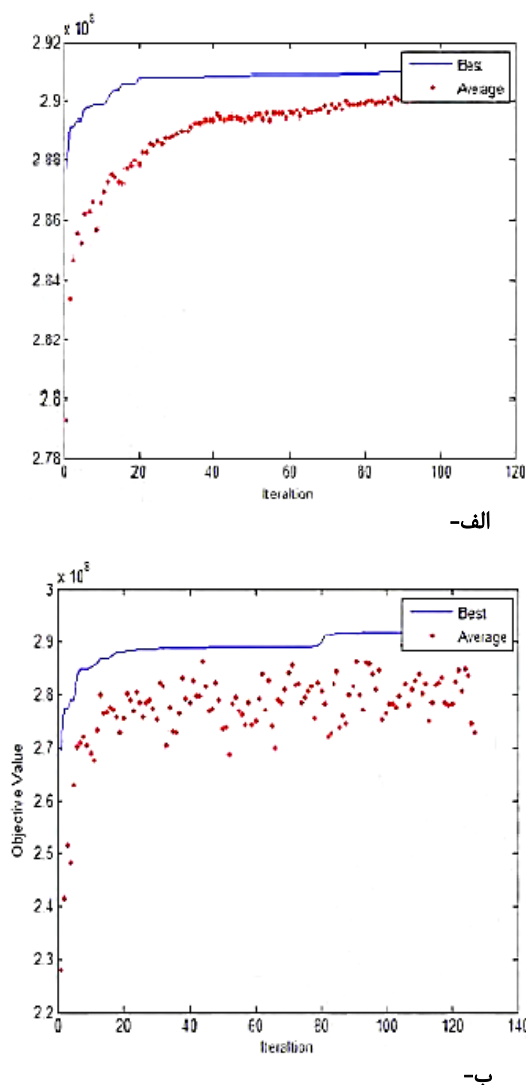
در جدول ۴ نتیجه های حاصل از الگوریتم های پیشنهادی نشان داده شده است. برای مقایسه عملکرد هر یک از الگوریتم ها از شاخص های زمان محاسباتی و *RPD* استفاده می شود. متوسط زمان حاصل از پنج بار اجرای الگوریتم های پیشنهادی نیز در این جدول به ثانیه آمده است. مطابق جدول ۴، متوسط خطای الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی تجمع ذرات پیشنهاد شده به ترتیب برابر ۰/۰۱۲۸ و ۰/۰۴۵۱ هستند که نشان دهنده عملکرد بهتر الگوریتم *PSO* نسبت به *GA* است.

جدول ۴- نتیجه های محاسباتی حاصل از مقایسه الگوریتم های ژنتیک و بهینه سازی تجمع ذرات.

Table 4- Computational results from comparing genetic algorithms and particle aggregation optimization.

شماره مساله	منبع	پیام	رسانه	مخاطب	محیط	GA		PSO	
						RPD	CPU tim	RPD	CPU tim
1	2	3	10	5	3	0.001	71	0.0062	56
2	3	3	15	5	3	0.0076	90	0.003	67
3	5	3	30	5	3	0.0435	136	0.0249	98
4	2	5	50	5	3	0.0156	365	0.008	275
5	3	5	70	5	3	0.0629	653	0.0046	546
6	5	5	100	5	3	0.0854	1057	0.0004	777
7	2	7	10	5	3	0.0636	203	0.0114	148
8	3	7	15	5	3	0.0795	245	0.0274	179
9	5	7	30	5	3	0.0818	384	0.0196	182
10	2	3	50	5	3	0.0095	279	0.0009	229
11	3	3	70	10	3	0.0069	451	0.0001	329
12	5	3	100	10	3	0.022	460	0.0043	339
13	2	5	10	5	3	0.0396	136	0.0018	101
14	3	5	15	10	3	0.0612	180	0.0047	123
15	5	5	30	10	3	0.043	290	0.009	230
16	2	7	50	10	4	0.0192	986	0.0488	740
17	3	7	70	10	4	0.0668	1607	0.0159	1187
18	5	7	100	10	4	0.0837	2672	0.0123	1999
19	2	3	15	5	4	0.0038	97	0.001	73
20	3	3	15	10	4	0.0151	100	0.0118	77
21	5	3	30	15	4	0.0109	202	0.0032	198
22	2	5	50	15	4	0.0647	613	0.078	464
23	3	5	70	15	4	0.0947	978	0.0175	726
24	5	5	100	15	4	0.0673	1601	0.0205	1193
25	2	7	10	15	4	0.0085	305	0.0307	188
26	3	7	15	15	4	0.0996	300	0.015	226
27	5	7	30	15	4	0.0513	480	0.035	359
28	2	3	50	15	4	0.0029	239	0.0007	215
29	3	5	70	15	4	0.0443	992	0.0063	742
30	5	7	100	15	4	0.0943	2896	0.0317	2139
میانگین						0.0451		0.0128	

جدول ۴ به مقایسه عملکرد دو الگوریتم فرا ابتکاری یعنی *GA* و الگوریتم *PSO* در مسایل مختلف سه سطحی تبلیغات شرکت های فین تک می پردازد. معیارهای مقایسه شامل زمان پردازش^۱ و *RPD* است. نتیجه های نشان می دهد الگوریتم *PSO* در اکثر موارد دارای *RPD* پایین تر و زمان پردازش کمتر نسبت به *GA* است که نشان دهنده عملکرد بهتر آن از نظر دقت و کارایی است. به ویژه در مسایل با مقیاس بزرگتر (رابطه (۱))، اختلاف عملکرد *PSO* با *GA* به شکل محسوسی افزایش یافته است. میانگین کلی *RPD* برای *PSO* برابر با ۰/۰۱۲۸ و برای *GA* برابر با ۰/۰۴۵۱ است که حاکی از دقت بالاتر *PSO* است. همچنین، تفاوت قابل توجهی در زمان اجرای الگوریتم ها دیده می شود که *PSO* را برای کاربردهای بلادرنگ و محیط های با منابع پردازشی محدود، مناسب تر می سازد. در شکل ۱- الف و ۱- ب به ترتیب نمودار همگرایی *PSO* و *GA* در شکل زیر نمایش داده شده است.



شکل ۱- نمودار همگرایی دو الگوریتم.

Figure 1- Convergence diagram of two algorithms for problem 20.

شکل ۱ نمودار همگرایی دو الگوریتم *PSO* و *GA* را نشان می دهد. محور افقی تعداد تکرارها^۲ و محور عمودی مقدار تابع هدف را نمایش می دهد. همان طور که مشاهده می شود، الگوریتم *PSO* با نرخ همگرایی سریع تری نسبت به *GA* به مقدار بهینه نزدیک می شود. این امر بیانگر توانایی *PSO* در جست و جوی سریع تر و موثرتر در فضای راه حل است. در مقابل، الگوریتم ژنتیک با وجود اینکه روند نزولی دارد، اما همگرایی آن کندتر و نوسانات

¹ Central Processing Unit time (CPU)

² Iterations

آن بیشتر است. استفاده از چنین نمودارهایی در تحلیل عملکرد الگوریتم‌ها به پژوهشگران این امکان را می‌دهد تا انتخاب بهتری در کاربردهای فین تک داشته باشند که هم دقت بالا و هم سرعت پردازش مطلوبی دارند.

۴-۶- اعتبارسنجی الگوریتم‌های فرا ابتکاری در حالت استاکلبرگ

جدول ۵- نتیجه‌های محاسباتی حاصل از مقایسه الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه‌سازی تجمع ذرات در حالت استاکلبرگ.

Table 5- Computational results from comparing genetic algorithms and particle aggregation optimization in the Stackelberg mode.

مثال‌های با سایز بزرگ				مثال‌های با سایز کوچک						
20, 20	8, 20	16, 20	12, 15	9, 11	8, 8	4, 4	2, 3			
203	212	429	234	451	614.8	656.7	533	زنتیک	الگوریتم	تابع وفاداری مشتری
150	171	292	191.4	304	574.3	517.2	552.7	ازدحام ذرات		
35	385	645	422	565	757.4	671.3	553	ترکیبی		
3047630	113654	1581894	125708	584	778.6	677.4	533	گمز		
2614296	113208	1574062	125691	35580	103365	116453	12635	زنتیک	الگوریتم	تابع عملکرد تبلیغات
3435371	114054	1603848	125968	35190	103055	116447	12635	ازدحام ذرات		
24530645	118869	15215231	839330	35740	103706	116460	12636	ترکیبی		
25638978	129453	15868934	854642	35982	1038884	116462	12636	گمز		
27130164	132689	17875616	888623	37112	193940	6368	3061	زنتیک	الگوریتم	تابع جذب مشتری
203	212	429	234	48419	228460	6569	3061	ازدحام ذرات		
150	171	292	191.4	56469	249730	6984	3061	ترکیبی		
---	---	---	---	60278	260763	7001	3061	گمز		

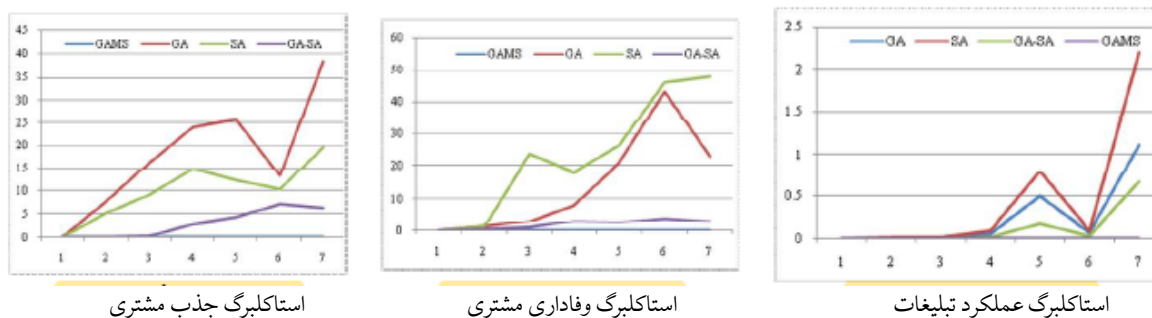
جدول ۵ نتیجه‌های محاسباتی الگوریتم‌های فرا ابتکاری در قالب مدل بازی استاکلبرگ را برای سه تابع هدف جذب مشتری، عملکرد تبلیغات و وفاداری مشتری در اندازه‌های مختلف مسایل نمایش می‌دهد. در این جدول، عملکرد الگوریتم‌های *GA*، *PSO*، ترکیبی *Hybrid* و نرم‌افزار *GAMS* مقایسه شده است. الگوریتم ترکیبی، با بهره‌گیری از مزایای *GA* و *PSO*، در اکثر موارد عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها نشان داده است. در مسایل با اندازه بزرگ، اختلاف بین الگوریتم ترکیبی و الگوریتم‌های منفرد یا *GAMS* بیشتر می‌شود. به‌ویژه در تابع وفاداری مشتری، الگوریتم ترکیبی توانسته مقادیر بهینه‌تری نسبت به *GAMS* ارائه دهد، درحالی‌که زمان اجرای کمتری دارد. این نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم ترکیبی در سناریوهای فازی و چندهدفه نه تنها امکان‌پذیر، بلکه اثربخش‌تر نیز است.

۷- مقایسه شاخص *GAP* الگوریتم‌های پیشنهادی

شکل‌های زیر مقدار شاخص انحراف از بهترین جواب یافته شده برای هر مدل را نشان می‌دهد که در آن، محور افقی مثال موردنظر و محور عمودی مقدار شاخص است. از شکل می‌توان دریافت که الگوریتم ترکیبی ژنتیک و ازدحام ذرات در مقایسه با الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات از وضعیت بهتری برخوردار بوده است.

برای محاسبه شاخص ^۱ *GAP*، ابتدا باید توضیح دهیم که این شاخص معمولاً برای مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها یا مدل‌ها نسبت به بهترین جواب ممکن استفاده می‌شود. این شاخص نشان‌دهنده انحراف یا فاصله از بهترین جواب ممکن است که الگوریتم به‌دست آورده است. در مورد سوال شما، در شکل ۲ مقدار شاخص *GAP* برای هر مدل (که به‌عنوان مثال برای استاکلبرگ‌های مختلف ذکر شده است) محاسبه شده و در نمودار نمایش داده می‌شود.

^۱ Gap indicator



شکل ۲- مقدار شاخص انحراف از بهترین جواب یافته شده.

Figure 2- The value of the deviation index from the best solution found.

در مورد اینکه چرا فقط برای سه حالت استاکلبرگ (عملکرد تبلیغات، وفاداری مشتری، جذب مشتری) شاخص GAP ارائه شده، دلایل مختلفی می‌تواند وجود داشته باشد:

۱. تمرکز بر روی مسایل خاص: این سه حالت ممکن است مهم‌ترین مسایل برای مطالعه یا بهینه‌سازی در این تحقیق خاص باشند. در نتیجه، تنها این سه سناریو بررسی و شاخص GAP برای آن‌ها محاسبه شده است.
۲. محدودیت‌های داده‌ها یا نتیجه‌های: ممکن است داده‌ها یا نتیجه‌های حاصل از دیگر سناریوها به اندازه کافی معتبر نباشند؛ بنابراین، این سه حالت به عنوان نمونه‌های اصلی برای مقایسه انتخاب شده‌اند.
۳. تمرکز بر شبیه‌سازی‌های خاص: این سه مساله ممکن است به طور خاص با الگوریتم‌های مورد استفاده (مثل الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات) تطابق داشته باشند و بنابراین برای بررسی دقیق‌تر، شاخص GAP تنها در این سه حالت محاسبه شده است.

در نمودارهای مربوط به این سه حالت، می‌توان مشاهده کرد که الگوریتم ترکیبی ژنتیک و ازدحام ذرات به نسبت الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات به طور کلی عملکرد بهتری نشان می‌دهد. این مقایسه ممکن است بر اساس شاخص GAP به وضوح نشان داده شده باشد که در آن الگوریتم ترکیبی به کمترین انحراف از بهترین جواب دست یافته است.

۸- نتیجه‌گیری

پیش‌بینی اثر تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی بر جذب و وفاداری مشتریان یکی از موضوعات کلیدی در بازاریابی دیجیتال است. روش‌های کلاسیک مانند رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در بسیاری از موارد عملکرد قابل قبولی دارند، اما چالش اصلی آن‌ها دقت پایین و وجود عدم قطعیت در پیش‌بینی‌ها است. برای بهبود عملکرد مدل‌های پیش‌بینی و کاهش خطای آن‌ها، می‌توان از الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند GA و PSO استفاده کرد. این الگوریتم‌ها می‌توانند بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌ها، کاهش خطای پیش‌بینی و افزایش دقت تصمیم‌گیری‌ها را تسهیل کنند. در این مقاله، ابتدا به بررسی چگونگی کاهش خطای پیش‌بینی با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری پرداخته و سپس چندین الگوریتم پیشنهادی برای پیش‌بینی اثر تبلیغات بر جذب و وفاداری مشتریان ارائه خواهد شد.

۸-۱- کاهش خطای پیش‌بینی با الگوریتم‌های فرا ابتکاری

۸-۱-۱- استفاده از الگوریتم GA

الگوریتم ژنتیک یکی از روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر انتخاب طبیعی است که می‌تواند برای یافتن بهترین پارامترها در مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گیرد. در پیش‌بینی اثر تبلیغات، این الگوریتم می‌تواند:

۱. بهینه‌سازی ضرایب رگرسیون لجستیک برای کاهش خطا
۲. انتخاب ویژگی‌های مهم برای بهبود دقت پیش‌بینی
۳. بهینه‌سازی ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی (تعداد نورون‌ها، نرخ یادگیری، تعداد لایه‌ها و ...)

مطالعات نشان داده‌اند که استفاده از *GA* در ترکیب با شبکه‌های عصبی، می‌تواند خطای پیش‌بینی را تا ۲۰٪ کاهش دهد.

۲-۱-۸- استفاده از الگوریتم PSO

الگوریتم *PSO* یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر رفتار جمعی ذرات است که می‌تواند به تنظیم بهتر پارامترهای مدل‌های یادگیری ماشین کمک کند. در این مطالعه، از *PSO* برای

۱. تنظیم وزن‌های شبکه‌های عصبی برای کاهش خطای پیش‌بینی
۲. بهینه‌سازی نرخ یادگیری و کاهش میزان بیش‌برازش^۱
۳. انتخاب متغیرهای موثر بر وفاداری مشتریان از بین ویژگی‌های متعدد تبلیغاتی

بررسی نتیجه‌های حاصل از این روش نشان داد که ترکیب *PSO* با روش‌های یادگیری ماشین باعث کاهش میانگین مربعات خطا^۲ و افزایش دقت مدل تا ۱۵٪ نسبت به روش‌های سنتی شده است.

پیشنهاد ۱: ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند *PSO* و *GA* برای بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی و بهبود عملکرد مدل

پیشنهاد ۲: اعمال روش‌های *Cross-Validation* برای ارزیابی بهتر عملکرد مدل و تنظیم صحیح پارامترها

پیشنهاد ۳: استفاده از روش تنظیم وزن‌های تطبیقی^۳ برای بهبود پایداری مدل و جلوگیری از بیش‌برازش

تشکر و قدردانی

نویسندگان مراتب سپاس و قدردانی خود را از داوران محترم به دلیل ارائه دیدگاه‌ها و پیشنهادهای علمی سازنده که نقش مؤثری در ارتقای کیفیت این پژوهش داشته‌اند، ابراز می‌دارند.

منابع مالی

این پژوهش بدون دریافت هرگونه حمایت مالی از سوی نهادها، سازمان‌ها یا مراکز تحقیقاتی انجام شده است.

تعارض منافع

نویسندگان اظهار می‌دارند که هیچ‌گونه تعارض منافی در انجام این پژوهش وجود ندارد.

منابع

- [1] Gomber, P., Kauffman, R. J., Parker, C., & Weber, B. W. (2018). On the fintech revolution: Interpreting the forces of innovation, disruption, and transformation in financial services. *Journal of management information systems*, 35(1), 220–265. <https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1440766>

¹ Overfitting

² Mean Squared Error (MSE)

³ Adaptive weight adjustment

- [2] Brandl, B., & Hornuf, L. (2020). Where did FinTechs come from, and where do they go? The transformation of the financial industry in Germany after digitalization. *Frontiers in artificial intelligence*, 3(8), 1-12. <https://doi.org/10.3389/frai.2020.00008>
- [3] Aaker, D. A., Kumar, V., Leone, R. P., & Day, G. S. (2016). *Marketing research*. Wiley Global Education. <https://B2n.ir/qw7676>
- [4] Yang, B., Wang, J., Zhang, X., Yu, T., Yao, W., Shu, H., Sun, L. (2020). Comprehensive overview of meta-heuristic algorithm applications on PV cell parameter identification. *Energy conversion and management*, 208, 112595. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.112595>
- [5] Sharma, S., Sharma, M., & Dhingra, D. (2024). Cluster-based systematic literature review: Understanding FinTech adoption and challenges. *Abhigyan*, 42(3), 206–227. <https://doi.org/10.1177/09702385241256010>
- [6] Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: from design to implementation*. John Wiley & Sons. <https://B2n.ir/jh8233>
- [7] Mohan, P., Neelakandan, S., Mardani, A., Maurya, S., Arulkumar, N., & Thangaraj, K. (2023). Eagle strategy arithmetic optimisation algorithm with optimal deep convolutional forest based fintech application for hyper-automation. *Enterprise information systems*, 17(10), 2188123. <https://doi.org/10.1080/17517575.2023.2188123>
- [8] Khan, S., Rahman, A. K. M. A., Saha, T., Alam, M. M., & Mahmood, H. (2024). The role of Fintech in containing the carbon curse of natural resources: Evidence from resource-rich countries. *Resources policy*, 90, 104733. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2024.104733>
- [9] Nguyen, H. Y. (2020). Fintech in Vietnam and its regulatory approach. In *Regulating fintech in Asia: Global context, local perspectives* (pp. 115–138). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-5819-1_7
- [10] Onasanya, A., Aroyewun, O., & Okonkwo, R. (2022). *Predictive analytics for customer behaviour: Developing a predictive model that analyzes customer data to forecast future buying trends and preferences enabling small businesses to Tailor their marketing and product strategies effectively*. <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.19691.11044>
- [11] Elveny, M., Nasution, M. K. M., & Syah, R. B. Y. (2023). A hybrid metaheuristic model for efficient analytical business prediction. *International journal of advanced computer science and applications*, 14(8), 430–440. <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0140848>
- [12] Malik, H., Iqbal, A., Joshi, P., Agrawal, S., & Bakhsh, F. I. (2020). *Metaheuristic and evolutionary computation: algorithms and applications*. Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-7571-6>
- [13] Babakhanian, M. R., Amin Mousavi, S. A., Soltani, R., & Vakilifar, H. R. (2023). Survey the effect of fintech companies' profitability enhancement on winning customers' loyalty using an artificial intelligence-based optimization algorithm. *International journal of nonlinear analysis and applications*, 14(1), 2409–2423. <https://doi.org/10.22075/ijnaa.2022.27639.3665>
- [14] Liu, H., Yao, P., Latif, S., Aslam, S., & Iqbal, N. (2022). Impact of green financing, FinTech, and financial inclusion on energy efficiency. In *Environmental science and pollution research* (pp. 1–12). Springer. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-16949-x>
- [15] Pramaswari, F., Nasution, A. P., & Nasution, S. L. (2021). The effect of branding quality and service quality on customer satisfaction through financial technology (FinTech) at PT. WOM finance branch Rantauprapat. *Budapest international research and critics institute (BIRCI-journal): Humanities and social sciences*, 4(2), 2995–3004. <https://doi.org/10.33258/birci.v4i2.2012>
- [16] Oh, S., Park, M. J., Kim, T. Y., & Shin, J. (2022). Marketing strategies for fintech companies: Text data analysis of social media posts. *Management decision*, 61(1), 243–268. <https://doi.org/10.1108/MD-09-2021-1183>
- [17] Holland, J. L., & Gottfredson, G. D. (1975). Predictive value and psychological meaning of vocational aspirations. *Journal of vocational behavior*, 6(3), 349–363. [https://doi.org/10.1016/0001-8791\(75\)90007-X](https://doi.org/10.1016/0001-8791(75)90007-X)
- [18] Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms and Walsh functions: Part 2, deception and its analysis. *Complex systems*, 3, 153–171. <https://cir.nii.ac.jp/crid/1570854175217677952>
- [19] Pasandideh, S. H. R., Niaki, S. T. A., & Nia, A. R. (2011). A genetic algorithm for vendor managed inventory control system of multi-product multi-constraint economic order quantity model. *Expert systems with applications*, 38(3), 2708–2716. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.060>
- [20] Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks* (Vol. 4, pp. 1942–1948). Citeseer. <https://B2n.ir/sp1965>
- [21] Poli, R. (2007). An analysis of publications on particle swarm optimization applications. *Essex, uk: Department of computer science, university of essex*, 1(1), 1–41. <https://B2n.ir/ju6807>
- [22] Soleimani, H., & Kannan, G. (2015). A hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm for closed-loop supply chain network design in large-scale networks. *Applied mathematical modelling*, 39(14), 3990–4012. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2014.12.016>